

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC

MÉMOIRE PRÉSENTÉ À
L'UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À TROIS-RIVIÈRES

COMME EXIGENCE PARTIELLE
DE LA MAÎTRISE EN GÉNIE ÉLECTRIQUE

PAR
DJELLATOU MOHAMED EL FARES

ÉLIMINATION DES INTERFÉRENCES PAR FILTRAGE ADAPTATIF DES
SIGNAUX sEMG DESTINÉS AU DIAGNOSTIC MÉDICALE

Aout 2014

Université du Québec à Trois-Rivières

Service de la bibliothèque

Avertissement

L'auteur de ce mémoire ou de cette thèse a autorisé l'Université du Québec à Trois-Rivières à diffuser, à des fins non lucratives, une copie de son mémoire ou de sa thèse.

Cette diffusion n'entraîne pas une renonciation de la part de l'auteur à ses droits de propriété intellectuelle, incluant le droit d'auteur, sur ce mémoire ou cette thèse. Notamment, la reproduction ou la publication de la totalité ou d'une partie importante de ce mémoire ou de cette thèse requiert son autorisation.

Résumé

Les maladies neuromusculaires (lombalgie, paralysies périodiques, dystrophies..., etc.) sont de plus en plus le premier problème de santé publique dans les pays occidentaux. L'analyse des activités neuromusculaires fait intervenir l'utilisation des capteurs d'électromyographie de surface (sEMG). La difficulté d'analyse et d'interprétation de cette mesure provient du recouvrement fréquentiel et temporel des informations utiles des signaux sEMG par ceux de l'interférence. Ce qui accentue la distorsion des signaux sEMG, principalement par l'activité électrocardiographique du Cœur (ECG).

Ce travail a pour objectif principal le développement algorithmique au niveau du filtrage adaptatif afin de purifier et affiner les signaux correspondants aux activités neuromusculaires. À long terme, cela devrait permettre aux secteurs de la santé de mieux définir la nature de la pathologie musculaire chez les patients.

Suite à nos travaux préliminaires dans le filtrage des signaux sEMG, on a remarqué que le blanchissement (normalisation orthogonale) des signaux d'entrée permet d'améliorer les performances quel que soit la transformée utilisée, les ondelettes (DWT) ou Fourier (FFT).

L'inspiration de la compression par ondelettes nous a guidé à développer une technique pour les applications d'électromyographie sans fil, (CWLMS – *Compression Wavelet Least Mean Squares*), proposée dans le chapitre 3. Le succès de cette méthode vient de la différence morphologique spectrale entre le signal sEMG et ECG. L'avantage de la proposition réside dans une réduction de complexité de calcul quatre fois inférieure à la méthode par ondelette de base tout en offrant de bonnes performances.

On a démontré que l'utilisation de l'analyse singulière du spectre (SSA – *Singular Spectrum Analysis*) pour le blanchissement des données d'entrée permet d'augmenter la performance du filtre adaptatif utilisé, en adaptant les valeurs propres des données d'entrées. Une implémentation ANC (*Adaptive noise Cancellation*) basée sur cette technique a été proposée (BSSA-ANC – *Block Singular Spectrum Analysis- Adaptive Noise Cancellation*) dans le chapitre 4.

Le filtrage en domaine fréquentiel des signaux sEMG en utilisant la FFT permet de mieux identifier les paramètres spectraux discriminants de la pathologie neuromusculaire. Le DA-FBLMS (*Dual Adapted - Frequency Block Least Mean Squares*), proposé dans le chapitre 5, correspond à une version améliorée du FBLMS classique, et peut parfaitement répondre au besoin du filtrage fréquentiel.

Finalement, la combinaison des deux transformées d'ondelettes stationnaires (SWT – *Stationnary Wavelet Transform*) et celle de Fourier a permis de créer un nouvel algorithme adaptatif, optimisant les signaux d'entrée en domaine fréquentiel et temporel.

Pour valider nos propositions, nous avons établi un modèle à base de données synthétiques permettant l'utilisation de la méthode de Monte-Carlo. Chaque résultat de simulation comprend 100 réalisations aléatoires et chacune avec un artéfact ECG différent. La mesure de qualité des performances se base sur la fonction de cohérence. En général, nos propositions présentent une augmentation de 2 à 5% en moyenne et une plus faible dispersion de la cohérence par rapport aux méthodes de références tirées de la littérature.

Ces travaux ont mené à quatre publications dans des conférences internationales avec comité de lecture.

Remerciements

Tout d'abord, je tiens à remercier le DIEU tout puissant de m'avoir donné durant toutes ces années la santé, le courage et la foi en moi même pour arriver à ce jour-là.

Je dédie ce modeste travail à ma famille, mes parents en particulier, pour m'avoir aidé de poursuivre mes études en Canada et pour leur soutien financier et moral.

Je tiens à remercier infiniment mon directeur et codirecteur de recherche Prof. Daniel Massicotte et Prof. Mounir Boukadoum respectivement, pour leurs encouragements précieux et les nombreuses discussions enrichissantes et critiques constructives, afin de pouvoir réaliser mes objectifs de recherche dans les meilleures conditions.

J'exprime toute ma gratitude à M. François Nougrou pour son aide durant les travaux pour la mise en œuvre de ce projet de recherche.

Je profite à cette opportunité d'exprimer ma sympathie au corps professoral dans le département de génie électrique et génie informatique de l'Université du Québec à Trois-Rivières.

Pour finir, je désire remercier également et sincèrement mes amis et mes collègues du laboratoire, Hocine Merabti, Khaled Atoub, Moncef Benmimoune, et Tekkouk Salim qui m'ont soutenu et toute personne qui m'a aidé ou contribué de près ou de loin à concrétiser ce travail dont nous sommes fiers.

Table des matières

Résumé.....	iii
Remerciements.....	v
Table des matières.....	vii
Liste des tableaux.....	xiii
Liste des figures	xiv
Liste des Abréviations.....	xvii
Chapitre 1 - Introduction.....	1
1.1 Introduction	1
1.2 Problématique.....	2
1.2.1 Problématique Générale (Mise en contexte).....	2
1.2.2 Problématique Principale.....	3
1.3 Objectifs	4
1.4 Méthodologie.....	4
1.5 Organisation du mémoire	6
Chapitre 2 - L'électromyographie de surface.....	9
2.1 Introduction	9
2.2 Anatomie du muscle	10
2.3 Contraction musculaire.....	10

2.3.1	Aspect électrique de la contraction musculaire	11
2.3.2	Aspect mécanique de la contraction musculaire	14
2.4	Technique de l'électromyographie	14
2.5	Types d'électromyographie	14
2.5.1	L'électromyographie invasive	15
2.5.2	L'électromyographie de surface	16
2.6	Le signal sEMG	16
2.6.1	Avantages typiques du signal sEMG	16
2.7	Relation entre l'EMG et la force du muscle	17
2.8	Le signal sEMG brut	18
2.9	Prétraitement du signal sEMG	20
2.9.1	Rectification du signal sEMG	20
2.9.2	La normalisation en amplitude	21
2.9.3	Le filtrage passe-bande du sEMG	21
2.9.4	Le lissage du signal sEMG	22
2.10	Facteurs influençant le signal sEMG	24
2.10.1	Les caractéristiques du tissu	24
2.10.2	La diaphonie (Cross Talk)	25
2.10.3	L'emplacement des électrodes	26

2.10.4 Bruit externe.....	26
2.10.5 Électrode et amplificateurs	26
2.10.6 Le signal ECG (battements de Cœur)	26
2.11 État de l'art sur l'annulation de la contamination ECG	28
2.12 Les signaux semi-synthétiques.....	37
2.12.1 Le signal sEMG pure	37
2.12.2 Le signal ECG.....	42
2.13 L'évaluation de performance.....	43
2.13.1 L'évaluation spectrale	44
2.13.2 L'évaluation temporelle	46
 Chapitre 3 - Wavelet Compression Inspired Implementation for High	
Performances and Low Complexity ECG Removal in Wireless sEMG	
Electrodes.....	47
3.1 Avant-propos	47
3.2 Résumé	47
Abstract	49
Keywords	49
I. Introduction	50
II. The proposed Method.....	52
A. The Concept of CWLMS based ANC structure	52

B.	The Complexity Reduction Approach	55
III.	Simulation Results.....	57
A.	Experiment 1	57
B.	Experiment 2	59
IV.	Conclusion.....	61

Chapitre 4 - Adaptive Block SSA Based ANC Implementation for High

	Performances ECG Removal From sEMG Signals	63
4.1	Avant-propos	63
4.2	Résumé	63
	Abstract	65
	Keywords	65
I.	Introduction	66
II.	Methods and Techniques	68
A.	The Concept of ANC structure	68
B.	The proposed BSSA-ANC structure	69
III.	Simulation Results.....	74
A.	Semi-artificial signals	74
B.	Real Signals	80
IV.	Conclusion.....	82
V.	Acknowledgment.....	83

Chapitre 5 - Enhanced FBLMS Algorithm for ECG and Noise Removal From

sEMG Signals	85
5.1 Avant-propos	85
5.2 Résumé	85
I. Introduction	88
II. Signals preparation–EMG, ECG and Noise models.....	90
A. sEMG Signal Model	90
B. ECG Signal Model	91
C. ECG Artifact Signal Model	91
D. Noise signal Model	92
III. Proposed methods.....	93
A. ANC Technique Concept.....	93
B. Dual-Adapted FBLMS Algorithm (DA-FBLMS)	94
IV. Simulation results	100
A. Experiment 1	101
B. Experiment 2	103
C. Experiment 3	104
V. Conclusion.....	106
VI. Acknowledgment.....	106

Chapitre 6 - Time Frequency Adaptive Filtering for an Optimized Separation of

ECG from Neuromuscular sEMG Signals.....	107
6.1 Avant-propos	107
6.2 Résumé	107
Abstract	109
I. Introduction	109
II. Theoretical Background	111
A. The Concept of ANC structure	111
B. Time-Frequency adaptive filter structure (TFBLMS)	112
III. SIMULATION RESULTS.....	118
A. Spectral filtering evaluation.....	119
B. Temporal filtering evaluation	121
IV. Conclusion.....	122
V. Acknowledgment.....	122
6.3 Synthèse des résultats des filtres proposés	123
Chapitre 7 - Conclusion	129
7.1 Conclusion.....	129
7.2 Travaux futures.....	131
Bibliographie.....	133

Liste des tableaux

Tableau 2-1	Les équations mathématiques du LMS et RLS [62].	33
Tableau 3-1	Parameter Values of Used Algorithms.	57
Tableau 3-2	The Mean Coherence for Different Algorithms.	61
Tableau 4-1	Parameter Values Of Used Algorithms.	75
Tableau 4-2	The Mean Coherence for Different Algorithms.	79
Tableau 4-3	Temporal Evaluation for Different Algorithms.	79
Tableau 5-1	Parameter values for studied methods.	101
Tableau 5-2	Distortion parameters defined in Section II.	102
Tableau 5-3	The mean coherence (5.28) versus SNR for DA-FBLMS with different min /max number of updates, FBLMS, RLS.	104
Tableau 6-1	Parameter Values Of Compared Algorithms.	119
Tableau 6-2	Spectral Evaluation for Different Algorithms.	121
Tableau 6-3	Temporal Evaluation for Different Algorithms.	122
Tableau 6-4	Évaluation générale de l'algorithme TFBLMS selon plusieurs populations de signaux sEMG réels en comparaison avec plusieurs algorithmes de référence.	124

Liste des figures

Figure 2.1	L'anatomie d'un muscle squelettique; tirée de [13] et rééditée.	9
Figure 2.2	Structure d'une unité motrice; tirée de [12], [16] et modifiée.....	11
Figure 2.3	L'aspect électrique de la contraction musculaire; tirée de [17] et rééditée.	13
Figure 2.4	La courbe du potentiel d'action; tirée de [18] et rééditée.....	13
Figure 2.5	A : représentation réelle du parcours du signal sEMG ; B : Schématisation du parcours du signal sEMG; tirée de [22] et modifiée.....	17
Figure 2.6	Illustration du recrutement des unités motrices; tirée de [17] et rééditée.	18
Figure 2.7	Représentation d'un signal sEMG brut du triceps droit lors du levage de 5 lbs; tirée de [26].	19
Figure 2.8	Présentation d'un signal sEMG brute et le même signal après la rectification en onde complète; tirée de [27] et modifiée.....	20
Figure 2.9	Exposition d'un signal sEMG filtré par un filtre passe-bas à une fréquence de coupure de 500 Hz et 200 Hz; tirée de [28].	22
Figure 2.10	Illustration d'un signal sEMG diaphragmatique brut rectifié et intégré; tirée de [29] et modifiée.	23
Figure 2.11	RMS d'un signal sEMG brut; tirée de [28].	24
Figure 2.12	L'effet du tissu sur la qualité du signal EMG de surface; tirée de [12] rééditée et modifiée	25
Figure 2.13	Illustration d'une impulsion cardiaque; tirée de [32] et rééditée.....	27
Figure 2.14	Illustration d'un signal sEMG brute et son résultat de détection de QRS.	30
Figure 2.15	Le schéma bloc de la structure ANC.....	32
Figure 2.16	Schéma de la structure d'un réseau de neurones.	34
Figure 2.17	Le schéma bloc de la structure d'un ALE.	35
Figure 2.18	La représentation temporelle du signal sEMG réel $x[m]$	38

Figure 2.19	Génération du sEMG synthétique (AR-Burg).....	39
Figure 2.20	A : La représentation spectrale du signal sEMG réel et synthétique et leur erreur relative d'estimation. B : L'Erreur Relative Fréquentielle du Signal sEMG Réel vs Synthétique. C : L'Erreur absolue Fréquentielle du Signal sEMG Réel vs Synthétique.	40
Figure 2.21	La représentation temporelle du signal sEMG synthétique.....	41
Figure 2.22	La représentation temporelle de l'impulsion cardiaque.	42
Figure 2.23	La représentation temporelle du signal ECG construit.....	43
Figure 3.1	The block diagram of CWLMS based ANC structure.	52
Figure 3.2	The block diagram of wavelet decomposition ($J=3$).....	53
Figure 3.3	The input signals of the ANC structure $r[n]$ and $z[n]$ respectively.....	56
Figure 3.4	The input signals after DWT decomposition $r^w[n]$ and $z^w[n]$ respectively.....	56
Figure 3.5	Performance comparison between LMS, CWLMS-1/4, CWLMS-1/1 and RLS in terms of coherence distribution around the median.	59
Figure 4.1	The block diagram of the LMS based ANC structure.	69
Figure 4.2	The block diagram of the proposed BSSA-ANC structure.	70
Figure 4.3	The semi-artificial signals used in simulation, $r[m]$ and $z[m]$ respectively.....	75
Figure 4.4	Performance comparison between BSSA-ANC, RLS and LMS in terms of coherence distribution around the median.	77
Figure 4.5	The real signals used in simulation in time domain, $z[m]$ and $r[m]$ respectively.	80
Figure 4.6	The estimated pure sEMG signal $\hat{s}[m]$ in time domain after the filtering process.	81
Figure 4.7	The spectrum of $z[m]$ and $\hat{s}[m]$	82
Figure 5.1	The block diagram for signals Model.....	90

Figure 5.2	The block diagram for the ANC structure.....	93
Figure 5.3	The block diagram of the DA-FBLMS Algorithm.....	95
Figure 5.4	The Followed algorithm to compute the adaptive step-size.....	99
Figure 5.5	Metric performance comparison based on \overline{Coh} for RLS, FBLMS and proposed DA-FBLMS for different channel conditions defined by SNR of 5dB, 15dB and 25 dB.	103
Figure 5.6	The distribution of the coherence (SNR = 25 dB), for frequencies between [0, 50 Hz] for RLS, FBLMS and the proposed method DA-FBLMS with 1) $\mu_{Min}=\mu_{Max}=0.01$, 2) $0.01<\mu\leq 0.04$ and 3) $\mu_{Min}=\mu_{Max}=0.04$	105
Figure 5.7	The distribution of the coherence (SNR = 15 dB), for frequencies between [0, 50 Hz] for RLS, FBLMS and the proposed method DA-FBLMS with 1) $\mu_{Min}=\mu_{Max}=0.01$, 2) $0.01<\mu\leq 0.04$ and 3) $\mu_{Min}=\mu_{Max}=0.04$	106
Figure 6.1	The block diagram of the Time-Frequency adaptive filter.....	113
Figure 6.2	Performance comparison between TFBFMS, FBLMS and BLMS in terms of coherence distribution around the median.	120
Figure 6.3	Comparaison de performance entre RLS, LMS, BLMS, FBLMS et TFBFMS en terme de distribution des moyennes de la cohérence dans 6 essais, pour le Canal (Patient) 1, 2 et 3.	125
Figure 6.4	Comparaison de performance entre RLS, LMS, BLMS, FBLMS et TFBFMS en terme de distribution des valeurs de cohérence vs fréquences, pour Patient 1 avec 6 essais.....	126
Figure 6.5	Comparaison de performance entre RLS, LMS, BLMS, FBLMS et TFBFMS en terme de de distribution des valeurs de cohérence vs fréquences, pour Patient 2 avec 6 essais.	127
Figure 6.6	Comparaison de performance entre RLS, LMS, BLMS, FBLMS et TFBFMS en terme de distribution des valeurs de cohérence vs fréquences, pour Patient 3 avec 6 essais.....	128

Liste des Abréviations

ALE	Adaptive Line Enhancer
ANC	Adaptive Noise Cancellation
ANN	Artificial Neural Network
ATP	Adénosine Triphosphate
BHI	Biomedical and Health Informatics
BLMS	Block Least Mean Squares
BP-ANN	Back Propagation Artificial Neural Network
BSSA-ANC	Block Singular Spectrum Analysis-Adaptive Noise Cancellation
CCECE	Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering
Coh	Cohérence
CSST	Commission de la Santé et de la Sécurité du Travail
CWLMS	Compression Inspired Wavelet Least mean squares
DA-FBLMS	Dual Adaptive Frequency Block Least Mean Squares
DF	Decreasing Factor
DSP	Digital Signal Processing
DWT	Discrete Wavelet Transform
ECG	ElectroCardioGraphy
EEG	ElectroEncephaloGraphy

EMD	Empirical mode decomposition
EMG	ElectroMyoGraphy
FBLMS	Frequency Block Least Mean Squares
FFT	Fast Fourier Transform
FIR	Finite Impulse Response
FPGA	field-programmable gate array
GRAN	Groupe De Recherche Sur Les Affections Neuro-Musculo-Squelettiques
HPF	High Pass Filter
ICA	Independent Component Analysis
IEEE	Institute of Electrical and Electronics Engineers
IMDF	Instantaneous Median Frequency
IMNF	Instantaneous Mean Frequency
ISEK	International Society of Electrophysiology and Kinesiology
LBP	Low Back Pain
LMS	Least Mean Squares
LSSI	Laboratoire des Signaux et Systèmes Intégrés
MxLMS	Matrix Least Mean Squares
PLI	Power Line Interference
RBF-ANN	Radial Basis Function Artificial Neural Network

RLS	Recursive Least Squares
RMS	Root Mean Square
sEMG	surface ElectroMyoGraphy
SNR	Signal to Noise Ratio
SSA	Singular Spectrum Analysis
SVD	Singular Value Decomposition
SWT	Stationary Wavelet Transform
Sym	Symlet
TFBLMS	Time Frequency Block Least Mean Squares
UM	Unité Motrice
UPD	Number of Updates
VLSI	Very-Large-Scale Integration

Chapitre 1 - Introduction

1.1 Introduction

Le traitement des signaux biomédicaux (en anglais, *Biomedical signal processing*) est l'une des grandes branches du traitement de signal. Il est utile pour analyser les signaux électriques générés par un système biomédical.

Tout système neuromusculaire est constitué de plusieurs sous-systèmes qui portent sur de nombreux processus physiologiques. Les maladies ou les défauts dans l'un de ces sous-systèmes conduisent à des processus pathologiques, qui affectent la performance, la santé et le bien-être général du système. Pourtant, si nous possédons une bonne compréhension des mécanismes physiologiques du système, il devient possible d'observer les signaux correspondants et deviner son état médicale, afin de cerner le type de réhabilitation le plus approprié [1].

Ce domaine a connu un formidable essor depuis le début des années 1980s, qui c'est coïncidé avec le développement des appareils électroniques, dont les systèmes d'acquisitions des signaux biomédicaux en font partie. Par conséquent, le diagnostic des maladies basé sur les signaux biomédicaux est devenu de plus en plus intéressant pour les chercheurs ainsi que pour les médecins et les cliniciens. Par exemple, les travaux de Cram et Steger dans le diagnostic des maux chroniques par un scan EMG, publiés en juin 1983 [2].

Le traitement des signaux biomédicaux est principalement dirigé vers :

- le filtrage des signaux pour éliminer tout type de bruit, quel que soit la source, artefact ou externe;
- l'analyse spectrale afin de comprendre les caractéristiques fréquentielles des signaux;
- la modélisation ou la représentation des systèmes biomédicaux sous forme de modèles mathématiques.

1.2 Problématique

1.2.1 Problématique Générale (Mise en contexte)

Les maladies neuromusculaires (temporaires ou chroniques) sont de plus en plus le premier problème de santé publique dans les pays occidentaux. L'un de ses maladies, les désordres musculo-squelettiques lombaires (lombalgie), qui ont été trouvées comme les plus habituels en affectant jusqu'à 80 % des gens à un moment ou à un autre de leur vie [3].

L'accident de travail est le facteur le plus fréquent qui cause ces désordres musculaires et les employés doivent conséquemment s'absenter. Pour la majorité des personnes, l'arrêt de travail est temporaire, mais dans certains cas il se prolonge pour plusieurs mois, voir des années [3], [4]. Les coûts économiques associés au traitement de ces patients sont un fardeau qui impose non seulement des défis pour les patients et leurs familles [5], mais aussi menace la durabilité des systèmes de santé. Uniquement au Québec, la CSST (Commission de la Santé et de la Sécurité du Travail) estime avoir déboursé 504,6 millions

de dollars durant l'année financière 2003 pour les maux de dos (entre 1994 et 1996, les débours étaient de 460 millions de dollars). Cette somme représente le tiers du budget global de la CSST, et les maux de dos représentent 30 % de l'ensemble des lésions professionnelles indemnisées par la CSST [3], [6].

1.2.2 *Problématique Principale*

La visualisation de la distribution des signaux myoélectriques du bas du dos (électromyographie de surface ou sEMG), permet de réaliser un examen approfondi de la synergie des masses musculaires élémentaires durant leur contraction [3]. La méthode d'électromyographie a été largement utilisée comme un outil d'exploration biomédicale pour expliquer l'incapacité musculaire liée à la lombalgie, mais une multitude de paramètres d'interférence influence sur sa fiabilité.

Nous retrouvons le bruit externe comme le bruit électromagnétique du système d'acquisition et l'interférence 60 Hz de la ligne de puissance (en Anglais *Power line Interference* ou *PLI*). Ces interférences externes peuvent être évitées à travers un bon emplacement et l'isolation des électrodes sEMG. Cependant, il est difficile d'éviter les interférences internes (artéfacts), représentées principalement par les signaux en provenance du cœur du patient (ECG : électrocardiographies) [7], notamment lors d'une acquisition au niveau du dos [8].

Ces paramètres d'influence contaminent l'information des signaux sEMG en provenance des activités neuromusculaires, rendant difficile, voire impossible dans certain cas, l'interprétation des signaux sortants d'un capteur d'électromyographie de surface (sEMG).

Notons que les muscles du dos sont classifiés parmi les muscles les plus entachés par le bruit cardiaque après les muscles diaphragmatiques. Nous nous concentrons sur l'annulation de cet artéfact dans la plus part des travaux de ce projet de recherche.

1.3 Objectifs

Ce projet de recherche a pour principal objectif l'annulation de la contamination cardiaque (ECG) par filtrage adaptatif, afin de faciliter l'extraction subséquente des paramètres discriminants de la lombalgie à partir des signaux sEMG. i.e. Le résultat de nos travaux permettra par la suite une meilleure analyse et interprétation de la lombalgie non spécifique ainsi que d'autres maladies neuromusculaires dans le but d'un diagnostic médical.

Cet objectif peut être décomposé en plusieurs sous objectifs :

- Étudier, évaluer et comparer en terme de performances les techniques déjà proposées dans le domaine du filtrage des signaux sEMG;
- Proposer d'autres méthodes de filtrage aux signaux neuromusculaires;
- Comparer les performances des propositions avec des méthodes de références afin de confirmer la contribution apportée.

1.4 Méthodologie

L'annulation adaptative du bruit (en anglais, *ANC* ou *Adaptive noise cancelling*) est une technique intéressante, caractérisée par son efficacité de filtrage des signaux de télécommunication [9] et biomédicaux [10]. Par ce fait, l'optimisation de cette méthode est

visée comme objectif principal durant ce projet de recherche. La performance de la technique dépend de deux paramètres principaux :

- Le taux de corrélation entre le bruit de référence et le bruit contaminant le signal sEMG. Donc, assurer une meilleure procédure d'acquisition par le clinicien est primordiale afin d'améliorer le taux de corrélation;
- L'algorithme d'adaptation à base de filtre linéaire à réponse impulsionnelle finie (FIR – *Finite Impulse Response*). Notre contribution scientifique se situe à ce niveau.

La structure ANC nécessite un algorithme d'adaptation minimisant l'erreur d'estimation du signal désiré à la sortie. De nombreux algorithmes ont été proposés dans la littérature, et la majorité d'entre eux sont des dérivés du LMS (*Least Mean Squares*) [11] et RLS (*Recursive Least Squares*) [8]. De ce fait, ils sont choisis ici comme références en termes de performance ou complexité.

La méthodologie suivie durant tout le projet de recherche est comme suit :

- Réaliser une recherche bibliographique pour cerner précisément la problématique et parcourir les solutions déjà proposées, ainsi qu'établir l'état de l'art concernant l'annulation des artefacts répondant aux objectifs de notre projet de recherche;
- Établir un modèle mathématique afin de préparer les signaux semi-synthétiques qui seront essentiels à l'évaluation des techniques proposées (l'évaluation est irréalisable à partir des signaux réels puisque l'accès au signal sEMG pure est impossible);

- Proposer des méthodes de filtrage des signaux sEMG. Nous comptons orienter nos propositions sur l'utilisation des techniques avancées en traitement de signal destinées aux télécommunications, une expertise du Laboratoire des signaux et systèmes intégrés (LSSI).
- Valider expérimentalement les méthodes proposées pour différents patients (différents signaux sEMG et ECG synthétiques).
- L'utilisation de la plateforme Matlab® pour développer nos programmes, simuler et comparer les résultats expérimentaux obtenus. Ce logiciel fut créé par la société Mathworks® et représente un outil de calcul puissant reconnu par sa fiabilité.

1.5 Organisation du mémoire

Premièrement, le chapitre d'introduction sert à bien définir la problématique qui a donné génération à ce projet de recherche. Ce chapitre relève aussi tous les objectifs à accomplir et adresse la méthodologie à suivre dans le projet afin d'atteindre les objectifs fixés.

Dans le but de rendre le langage scientifique plus compréhensible dans les chapitres avancés, on propose de les précéder par un deuxième chapitre afin d'expliquer les notions et techniques de base comme la physiologie d'un système neuromusculaire, l'électromyographie de surface ainsi que le prétraitement du signal sEMG. Et enfin, on résume notre recherche bibliographique dans un état de l'art afin de démontrer l'originalité de la contribution scientifique.

Notons que le présent mémoire correspond à un dépôt par articles. Par conséquent, chacun des chapitres suivants dans la hiérarchie du mémoire présentera un article complet en Anglais précédé par un avant-propos et un résumé en Français.

Le troisième chapitre correspond à une technique de réduction de complexité de calcul adressé particulièrement aux électrodes sEMG sans fil afin de maximiser la durée de vie de la batterie utilisée pour alimenter ce type d'électrode.

En ce qui concerne les électrodes sEMG classiques et les plus utilisés actuellement, on a introduit trois techniques différentes afin d'améliorer la performance de filtrage.

La technique BSSA-ANC proposée dans le chapitre 4 permet d'améliorer le processus de filtrage temporel selon la métrique de cohérence.

Dans le chapitre 5 un algorithme nommé DA-FBLMS a été proposé afin de mieux estimer les signaux sEMG au sens spectral. L'inconvénient majeur de cette méthode se situe au niveau de l'étape d'initialisation avec un grand nombre de facteurs à initialiser.

Le chapitre 6 présente un nouvel algorithme, nommé TFBLMS, visant l'optimisation des signaux sEMG dans les deux domaines temporel et fréquentiel en évitant l'inconvénient imposé par la technique DA-FBLMS.

Enfin, le dernier chapitre présentera la conclusion générale du projet de recherche ainsi que les travaux de futurs.

Chapitre 2 - L'électromyographie de surface

2.1 Introduction

Le corps humain comprend plus de 650 muscles fixés sur le squelette, qui constituent environ 40 % du poids total du corps. Leurs contractions permettent au corps de s'animer, se déplacer, ainsi que de se tenir en position [12].

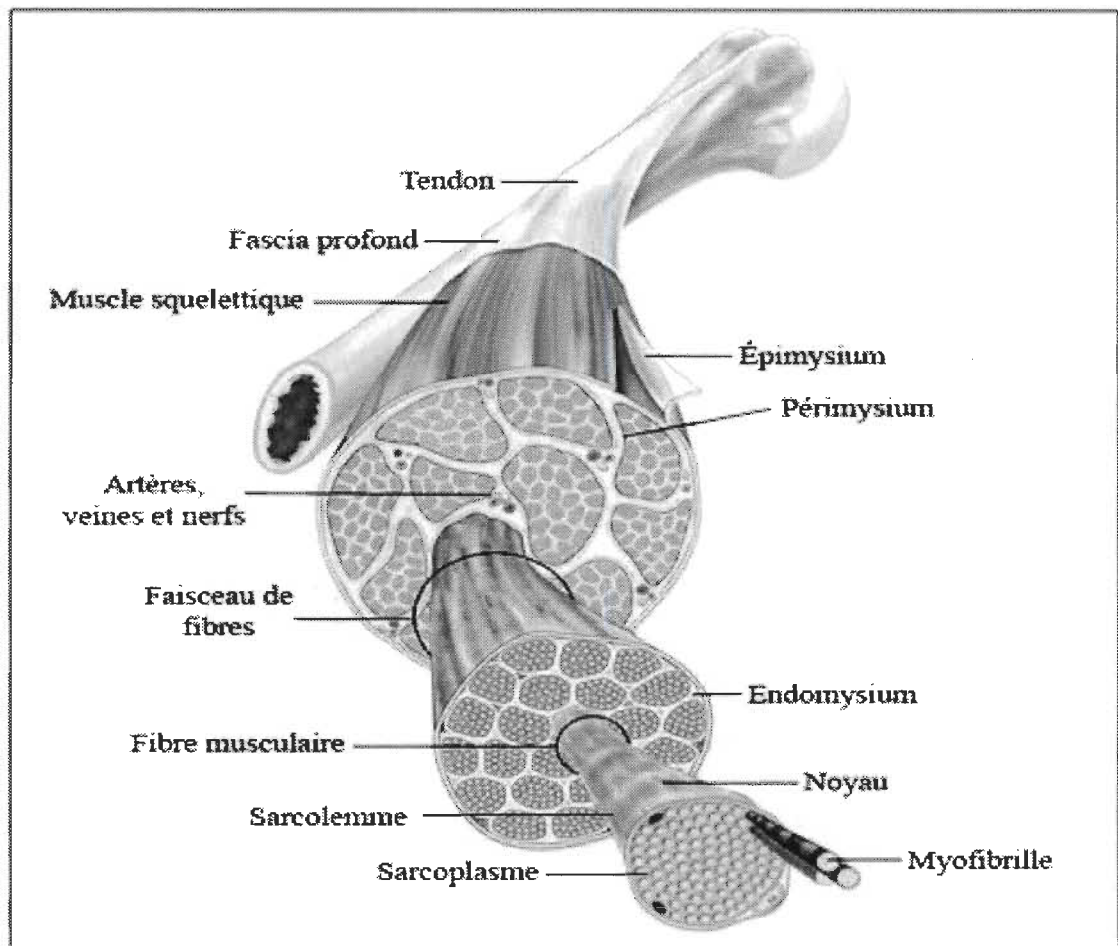


Figure 2.1 L'anatomie d'un muscle squelettique; tirée de [13] et rééditée.

2.2 Anatomie du muscle

Une masse musculaire est composée de plusieurs faisceaux de fibres, et ces fibres comprennent eux-mêmes des myofibrilles constituées de deux types de filaments, filaments d'actine et filaments de myosine, voir figure 2.1 [13].

2.3 Contraction musculaire

La structure d'une unité motrice (UM) est formée par le cerveau, la moelle épinière, un motoneurone (Alpha ou Beta) et les fibres musculaires qu'il innerve [Liddell et Sherrington, 1925].

Lorsque le cerveau adresse une stimulation vers le système nerveux périphérique (moelle épinière), une excitation nerveuse est transmise le long du nerf motoneurone. Une fois l'excitation atteint les plaques motrices, des neurotransmetteurs sont libérés dans chaque fente synaptique du motoneurone et recueillis par le sarcolemme (membrane externe) de la fibre musculaire correspondant [12], [14], voir figure 2.2.

Si la stimulation atteint ou dépasse un seuil d'excitation, un potentiel est formé dans ces fibres musculaires relié à ce motoneurone, et se propage jusqu'aux tendons. Par conséquent, une réaction biochimique s'enclenche au niveau des fibres et les deux types de filaments procèdent à la contraction musculaire en glissant les uns sur les autres.

Les plaques motrices aussi appelées jonctions neuromusculaires correspondent aux liaisons entre les terminaisons axonales des motoneurones et les fibres musculaires au niveau de la membrane, l'ensemble de ces jonctions forme le point moteur [12], [15].

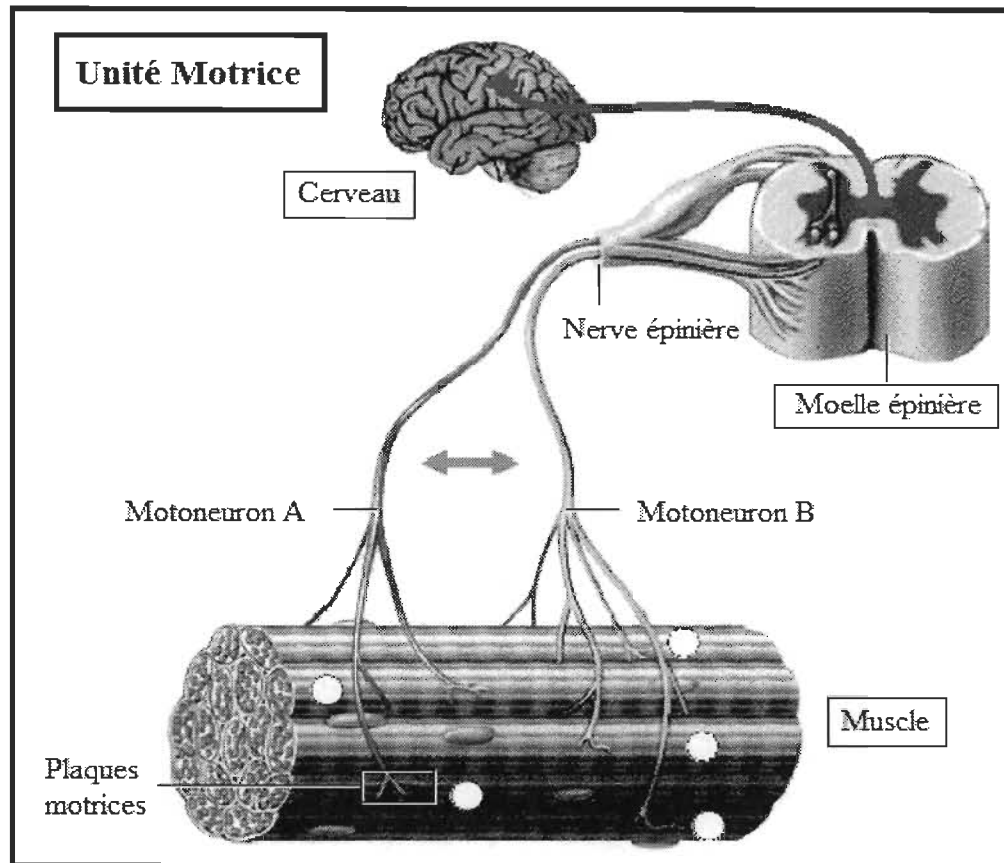


Figure 2.2 Structure d'une unité motrice; tirée de [12], [16] et modifiée.

Lorsqu'une fibre musculaire squelettique est stimulée par un choc électrique unique d'intensité convenable, il s'ensuit deux phénomènes, un phénomène électrique et un phénomène mécanique.

2.3.1 Aspect électrique de la contraction musculaire

L'excitabilité des fibres musculaires grâce au contrôle neuronal représente un facteur important dans la physiologie du muscle. Ce phénomène revient à la semi-perméabilité que caractérise la membrane (sarcolemme), et qui décrit les propriétés électriques de la contraction musculaire.

Un équilibre ionique entre l'espace intérieur et extérieur des cellules de la fibre musculaire constitue un potentiel de repos de la membrane (environ -80 mV lorsqu'il n'est pas contracté). Cette différence de potentiel qui est maintenue par des processus physiologiques (pompe ionique) donne lieu à une charge négative par rapport à la surface externe au niveau de la cellule musculaire.

Lors de la contraction, les caractéristiques de diffusion de la membrane de chaque fibre excitée sont brièvement modifiées par un écoulement des ions Na^+ vers l'intérieur de la cellule musculaire, si un certain seuil est dépassé cela provoque une dépolarisation de la membrane (de -80 mV à 30 mV maximum).

Donc, il s'agit d'une impulsion électrique qui sera restaurée immédiatement par une diffusion inverse (repolarisation) des ions Na^+ vers l'extérieur de la cellule et la phase de repolarisation est suivie d'une période d'hyperpolarisation, voir figure 2.3.

Le potentiel d'action est constitué d'une succession de dépolarisation-repolarisation que l'on pourrait assimiler à une vague au niveau des plaques motrices, qui s'étend le long de la fibre musculaire dans les deux sens, ainsi qu'à l'intérieur [17], [18], Voir figure 2.4.

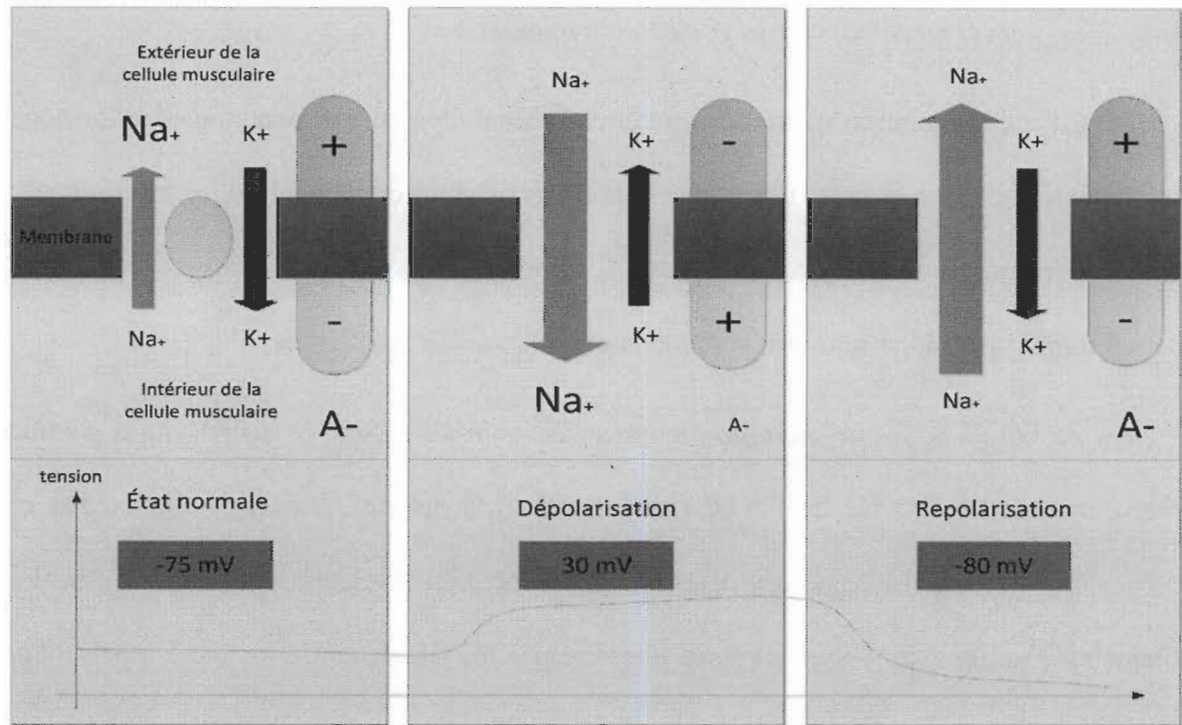


Figure 2.3 L'aspect électrique de la contraction musculaire; tirée de [17] et rééditée.

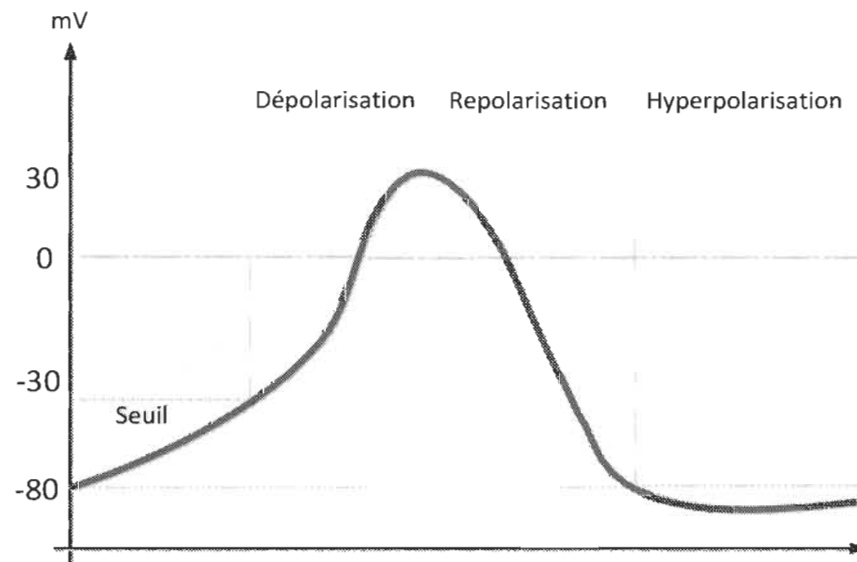


Figure 2.4 La courbe du potentiel d'action; tirée de [18] et rééditée.

2.3.2 *Aspect mécanique de la contraction musculaire*

Lors d'une stimulation nerveuse des fibres musculaires par un potentiel d'action, une augmentation de la concentration intracellulaire en calcium est obtenue. Plus précisément, cette concentration est d'environ $0,1 \mu\text{mol/L}$ au repos, mais en stimulation cette dernière peut grimper jusqu'à $0,1 \text{ mmol/L}$ soit une augmentation d'un facteur de 1000.

Par ce fait, il se forme alors un complexe dit complexe Acto-Myosine, qui a comme rôle d'assurer l'hydrolyse de l'ATP (l'adénosine triphosphate). L'énergie libérée par ce dernier permet l'accrochage des têtes de Myosine, qui exercent une traction sur les filaments d'actine (fins) pour les faire glisser entre les filaments de myosine (épais). Par conséquent, on atteste une conversion de l'énergie électrique (potentiel d'action) en énergie mécanique traduite par une contraction musculaire [17], [18].

2.4 **Technique de l'électromyographie**

Chez l'humain comme l'animal, la commande et la régulation nerveuse de la contraction musculaire peut être quantifiée à l'aide de différentes méthodes et outils de sondage, on peut citer quelques méthodes comme la technique d'électromyographie, la technique de la secousse surimposée (en anglais, Twitch interpolation), inventée par Merton en 1954 ; et la technique basée sur le Réflexe de Hoffmann (en anglais, H reflex), découverte par Paul Hoffmann en 1918 ...etc. [19]

2.5 **Types d'électromyographie**

Le principe de cette technique consiste à tracer sur un écran les variations de potentiel de la membrane musculaire. Elles sont recueillies soit à la surface du muscle par une

électrode de contact cutanée (électromyographie de surface, non invasive), soit au profond d'un muscle par une électrode sous forme d'une aiguille (électromyographie invasive) [20].

2.5.1 L'électromyographie invasive

C'est une procédure médicale de diagnostic qui implique l'insertion d'une électrode EMG sous forme d'aiguille dans la masse musculaire, afin d'explorer le muscle quand ce dernier se contracte et se détend.

La séance d'évaluation du EMG est réalisée par un consultant électrodiagnostic médical qui interprète l'étude et assure la procédure, des fois un technicien est disponible pour l'aider.

Toute la procédure doit être réalisée conformément aux normes pratiques de l'Association américaine de la médecine électrodiagnostic [21].

Le signal EMG acquis de cette opération donne des résultats plus précis que celui acquis de l'EMG de surface, parce qu'il est moins contaminé par l'EMG artéfact émis par les muscles environnants.

L'opération invasive permet de détecter les atteintes nerveuses périphériques (nerfs, racines, moelle) et de calculer directement leur fréquence de décharge, donc l'EMG dit invasif se caractérise par une étude plus méticuleuse, à une échelle plus petite.

Cependant, le fait que les électrodes sont invasives, l'utilisation de cette méthode est limitée dans certains contextes expérimentaux, où le signal acquis doit être représentatif de l'activité du volume musculaire total (Byrne et al. 2005). Par conséquent elle constitue un mauvais choix pour les études reliées à la lombalgie ainsi que l'analyse des mouvements (Hug 2011) [22].

2.5.2 *L'électromyographie de surface*

L'électromyographie de surface (sEMG) reste une des méthodes les plus couramment utilisées pour la quantification du niveau d'activité d'un muscle, tous simplement en mesurant les potentiels d'action des unités motrices responsables sur les contractions musculaires.

2.6 **Le signal sEMG**

Le signal EMG de surface (sEMG) n'est qu'une somme algébrique des potentiels d'action présents dans le volume de détection lors de la contraction musculaire, voir figure 2.5. Il s'exprime en millivolts (mV), et permet d'analyser les caractéristiques de l'activité musculaire, tant qu'il représente fidèlement le nombre d'unités motrices activées et leur fréquence de décharge.

Les signaux sEMG sont utilisés dans de nombreuses applications, telles que l'évaluation neuromusculaire clinique en incluant la réhabilitation, le contrôle myoélectrique des prothèses et dans les études de la fatigue musculaire [23].

2.6.1 *Avantages typiques du signal sEMG*

Les avantages du signal sEMG sont nombreux, les plus importants sont:

- permet d'explorer directement le muscle concerné;
- permet la mesure de la performance musculaire;
- aide à la prise des décisions avant et après les chirurgies;
- aide les patients à améliorer et former leurs muscles;
- permet d'améliorer l'analyse des activités sportives;

- Détecte la réponse musculaire dans les études ergonomiques.

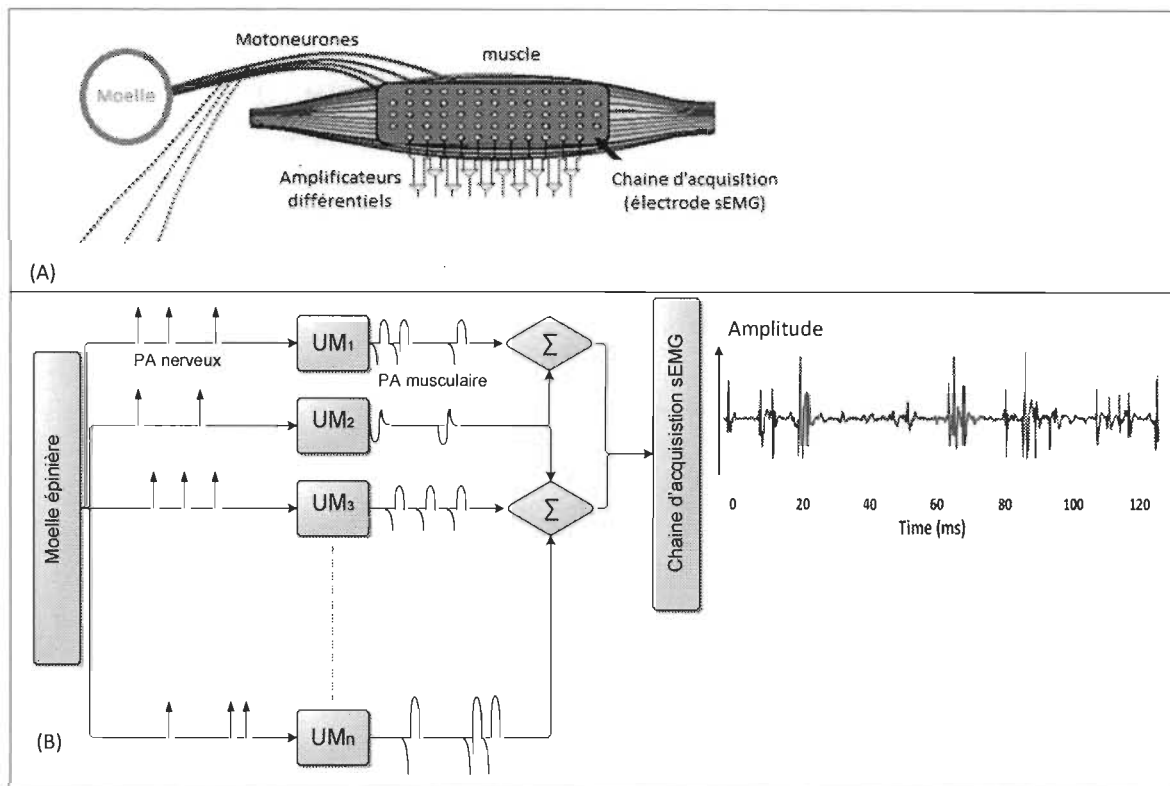


Figure 2.5 A : représentation réelle du parcours du signal sEMG ;
B : Schématisation du parcours du signal sEMG; tirée de [22] et modifiée.

2.7 Relation entre l'EMG et la force du muscle

La force développée par un muscle dépend du niveau d'activation mise en œuvre, par conséquent, la forme du signal EMG dépend fortement du recrutement des unités motrices (recrutement spatial) et de leurs fréquences de décharge (recrutement temporel), ainsi qu'à la longueur du muscle [24].

Lors d'une contraction musculaire, les unités motrices avec petites tailles sont recrutées avant les unités motrices de grandes tailles, selon le principe de la taille de Henneman (en anglais, Henneman Size Principle 1957) [12], [25].

Fleshman et coll en 1981 ont trouvé que le recrutement est aussi effectué selon le type d'unité motrice, de telle sorte que les unités motrices les plus lentes de type S sont appelées avant les unités motrices les plus rapides de type FF, voir figure 2.6 [12].

Tous ces changements dans la fréquence de décharge et le taux de recrutement est bien sûr proportionnel avec les propriétés électriques des motoneurones et les propriétés mécaniques des fibres musculaires, mentionnés ci-dessus.

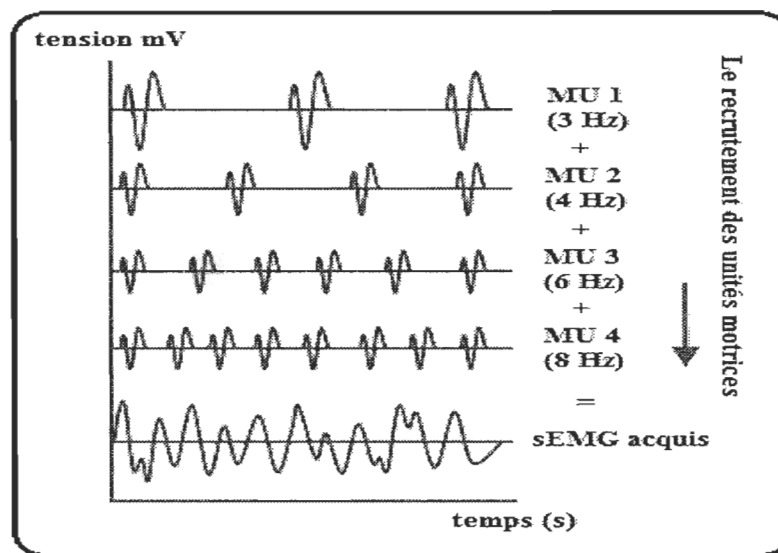


Figure 2.6 Illustration du recrutement des unités motrices; tirée de [17] et rééditée.

2.8 Le signal sEMG brut

Un signal sEMG non filtré et non traité sauf l'amplification passe-bande (Amplificateurs reliés aux électrodes sEMG) est appelé un signal sEMG brut.

La première chose à noter est que la tension enregistrée qui correspond au signal sEMG n'est pas la mesure exacte des électrodes, parce que le signal provenant des électrodes est amplifié par un gain, ce dernier est différent selon la société fabricante du matériel d'acquisition et selon le matériel lui-même [26].

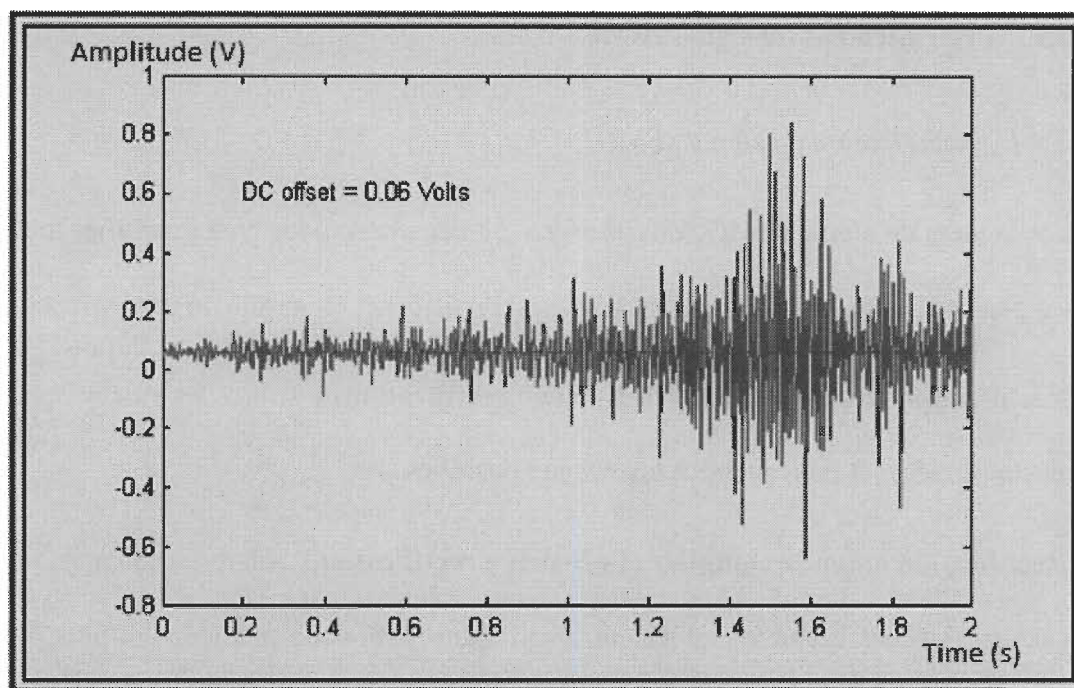


Figure 2.7 Représentation d'un signal sEMG brut du triceps droit lors du levage de 5 lbs; tirée de [26].

La deuxième chose à noter est le petit décalage DC dans le signal sEMG engendré par les amplificateurs qui correspond à la polarisation de ces derniers, il est d'environ 0,06 Volts dans la figure 2.7. Pour estimer cette valeur, on relie les électrodes sEMG entre eux, et la sortie de ce canal serait le décalage DC; ensuite il suffit de le soustraire de la valeur enregistrée du signal sEMG.

Maintenant après que nous avons supprimé le décalage DC (offset), nous pouvons parler des 4 étapes du prétraitement du signal sEMG. Aucune de ces étapes n'est obligatoire, et le choix de l'étape est selon l'application du signal sEMG.

2.9 Prétraitement du signal sEMG

2.9.1 Rectification du signal sEMG

Les valeurs du signal sEMG sont positives ou négatives, pour bien quantifier toutes les phases positives et négatives, le signal EMG est rectifié soit en moitié ou totalement.

Rectification en moitié onde (Half-Wave rectification) : Toutes les valeurs négatives seront supprimées, et nous prenons les valeurs positives.

Rectification en onde complète (Full-Wave rectification) : Dans ce cas nous prenons les valeurs absolues de toutes les valeurs, voir figure 2.8, cette méthode est plus préférée que la précédente parce qu'aucune perte d'information n'est incluse [27].

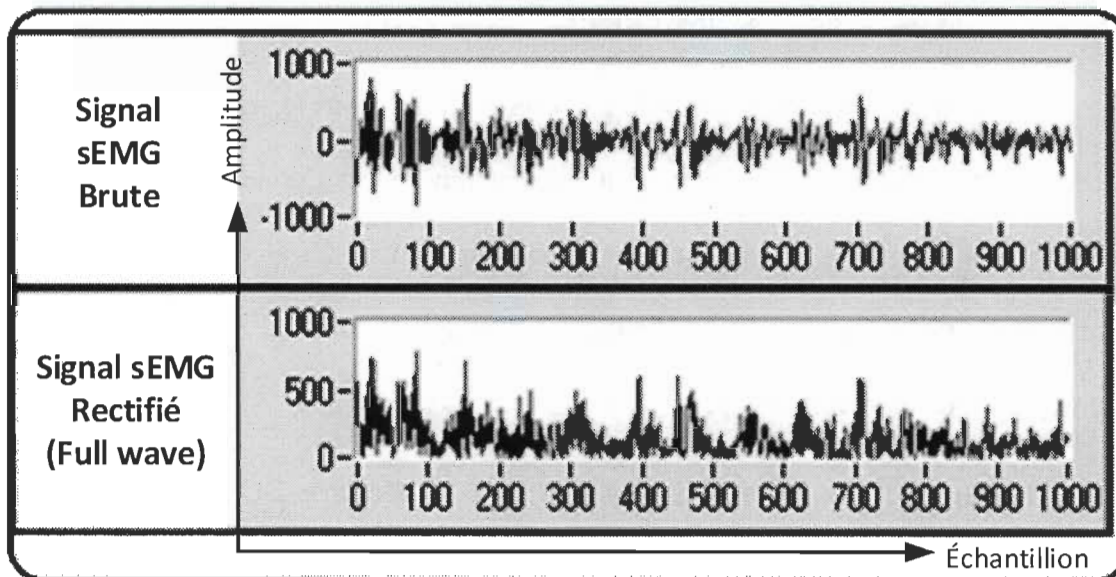


Figure 2.8 Présentation d'un signal sEMG brute et le même signal après la rectification en onde complète; tirée de [27] et modifiée.

2.9.2 *La normalisation en amplitude*

Le placement de l'électrode ou sa position par rapport à la fibre musculaire, ainsi que la conductivité de la peau ou l'épaisseur de cette dernière joue un rôle important durant la formation du signal sEMG, ce qui le rend variable dans différentes conditions d'acquisition.

Donc pour pouvoir comparer l'activité musculaire d'un patient, dont plusieurs acquisitions sont faites le long de sa période de réhabilitation, on normalise tous les sEMG, en les divisant par un pourcentage de l'amplitude maximale (des fois 50 % ou 75 % de l'amplitude maximale) obtenue lors d'une contraction maximale volontaire. Finalement, on obtient des sEMG normalisés en amplitude [17], [27].

2.9.3 *Le filtrage passe-bande du sEMG*

Le signal sEMG peut être lissé par un filtre passe-bas afin de diminuer le bruit à hautes fréquences influençant le signal sEMG. Par exemple, nous retrouvons le bruit de quantification et d'échantillonnage ou le bruit intrinsèque. La fréquence de coupure « F_c » prise entre 200 et 500 Hz selon le sujet et le patient (âge, genre,...etc.), voir figure 2.9.

Dans certain cas on applique un autre filtre passe-haut avec une fréquence de coupure entre 3 et 10 Hz, pour éliminer le bruit basses fréquences comme le bruit issu des mouvements des électrodes sEMG [27], [28].

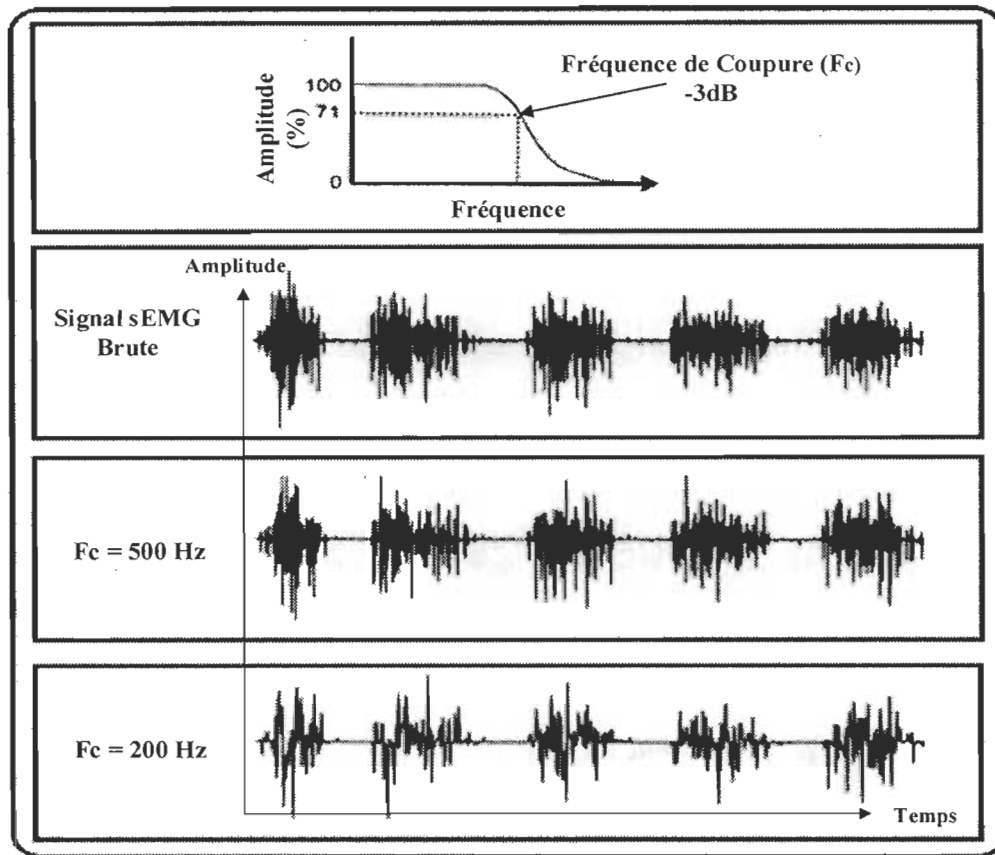


Figure 2.9 Exposition d'un signal sEMG filtré par un filtre passe-bas à une fréquence de coupure de 500 Hz et 200 Hz; tirée de [28].

2.9.4 Le lissage du signal sEMG

L'intégration du signal sEMG (Windows averaging) : Cette étape n'est pas obligatoire, mais souvent utilisée selon le sujet.

Donc on utilise l'intégration du signal sEMG rectifié pour quantifier le niveau moyen d'excitation sur un intervalle de temps fixé, voir figure 2.10. Cette méthode permet de diminuer la variabilité due à l'excitation instantanée des fibres musculaires. La taille de la fenêtre (intervalle) d'intégration prise est entre 100 et 200 ms dans la plupart des sujets [27].

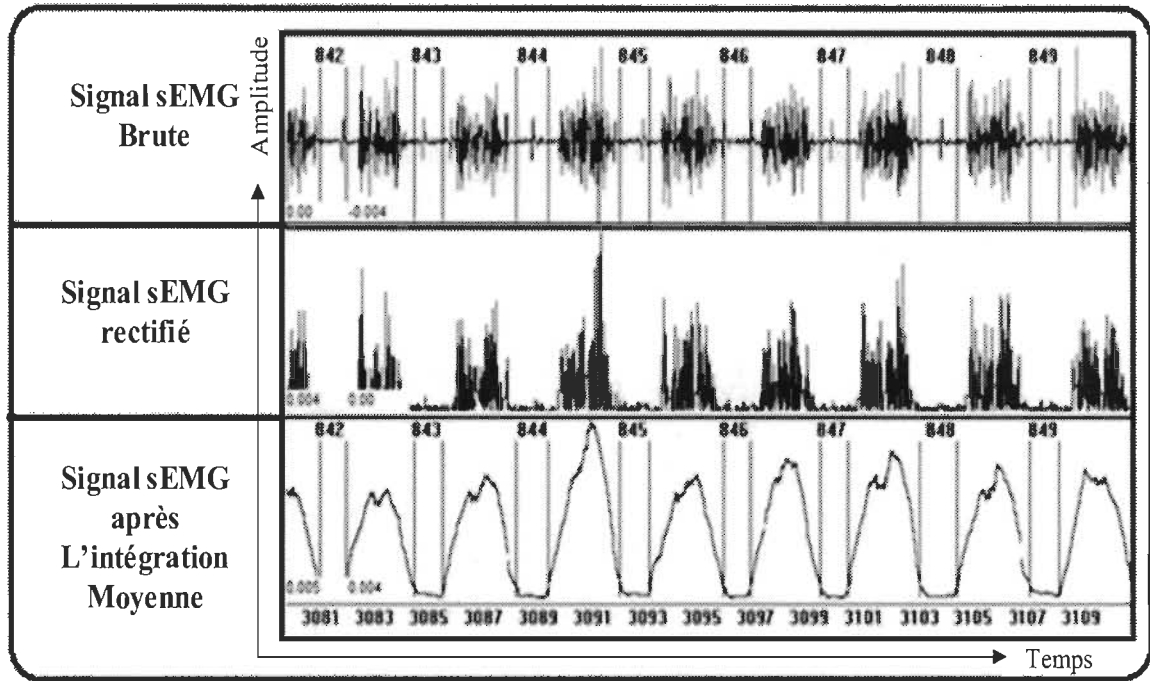


Figure 2.10 Illustration d'un signal sEMG diaphragmatique brut rectifié et intégré; tirée de [29] et modifiée.

La moyenne quadratique du signal sEMG : Dans la plupart du temps, le signal sEMG est quantifié dans le domaine temporel en calculant sa moyenne quadratique (en anglais, Root Mean Square ou RMS), qui représente l'amplitude du signal sEMG sur un intervalle de temps ' L ' donné, voir l'équation (2.1) et la figure 2.11.

$$\text{RMS}\{\text{EMG}[n]\} = \sqrt{\frac{1}{L} \sum_{n'=1/2}^{n+1/2} (\text{EMG}[n])^2} \quad (2.1)$$

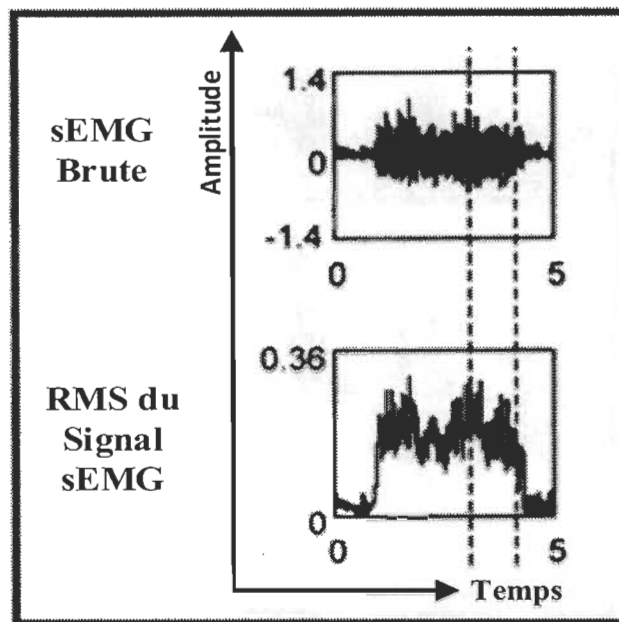


Figure 2.11 RMS d'un signal sEMG brut; tirée de [28].

2.10 Facteurs influençant le signal sEMG

Le signal sEMG est influencé par de nombreux facteurs physiologiques et non physiologiques sur son chemin de la membrane musculaire jusqu'au matériel d'analyse et traitement, ce qui modifie sa forme et ses caractéristiques [17], [30]. Ces facteurs d'influence peuvent être regroupés en 6 catégories :

2.10.1 Les caractéristiques du tissu

Les mesures électro-physiologiques extracellulaires sont possibles grâce au volume conducteur, qui correspond à l'ensemble des tissus présents entre le muscle et les électrodes.

Malheureusement, les propriétés de ce chemin intermédiaire sont complexes, soit non homogène et présente une conduction anisotrope, plus élevée dans la direction axiale du fibre musculaire et basse dans la direction radiale (Schneider et coll 1991) [12].

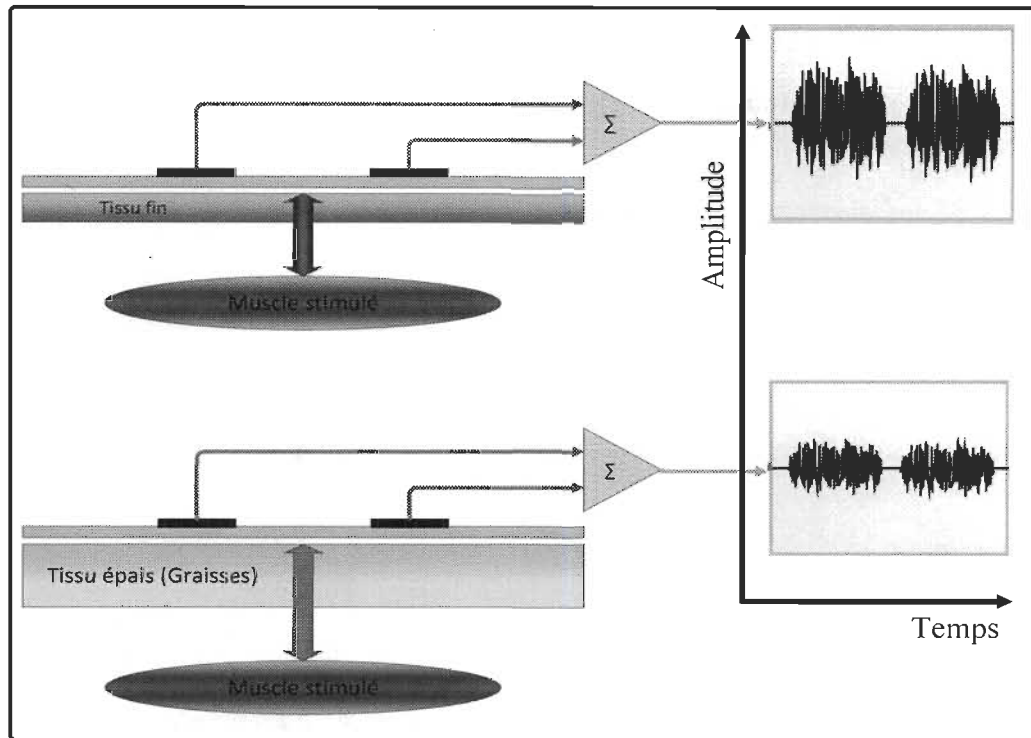


Figure 2.12 L'effet du tissu sur la qualité du signal EMG de surface; tirée de [12] rééditée et modifiée .

Ces propriétés peuvent influencer le signal EMG de surface plus ou moins selon le genre, l'épaisseur, le changement physiologique et la température du tissu. Ces conditions peuvent varier considérablement d'un sujet à un autre (ainsi au sein du même sujet) ce qui rend difficile la comparaison quantitative directe du signal sEMG non normalisé, voir figure 2.12.

2.10.2 La diaphonie (Cross Talk)

Les muscles avoisinants ou plus profonds peuvent influencer le signal provenant d'une électrode placée sur un muscle de surface s'ils font partie du volume de détection. Donc la diaphonie est issue du fait qu'on ne puisse pas limiter le volume de détection sur les muscles désirés.

En pratique, cette diaphonie ne dépasse pas 10 à 15% du contenu du signal dans une bonne condition d'acquisition [12], [31].

2.10.3 L'emplacement des électrodes

Toute modification dans la distance entre l'origine du signal (fibre musculaire) et le site de détection (l'électrode) va modifier la lecture du signal sEMG. Donc il s'agit d'un problème inhérent à toutes les études des mouvements dynamiques [31].

2.10.4 Bruit externe

Des précautions particulières (isolation,...etc.) doivent être prises dans les environnements électriques bruyants. Le plus répandu, c'est l'intervention directe du 60 Hz issu du matériel électrique, généralement les interférences électriques sont produites par mise en masse incorrecte des périphériques externes [12], [31].

2.10.5 Électrode et amplificateurs

La mauvaise qualité des électrodes et le bruit interne de l'amplificateur qui peut être ajouté au contenu du signal sEMG affectent vraiment l'évaluation des activités musculaire. Pour remédier à ce problème, le bruit interne de l'amplificateur ne doit pas excéder 5 V_{RMS} selon les normes de l'ISEK (The International Society of Electrophysiology and Kinesiology) [17].

2.10.6 Le signal ECG (battements de Cœur)

Le signal ECG ou Électrocardiographie est une représentation électrique de la contraction cardiaque, c.à.d. les polarisations et dépolarisations du myocarde. Un signal

ECG est un signal quasi-périodique, constitué d'une succession de plusieurs impulsions cardiaques. Chaque impulsion comprend 5 Pics appelés P-Q-R-S-T [32], voir figure 2.13.

- Pic P : Représentation électrique de la contraction ou dépolarisation auriculaire.
- Pics Q-R-S : Aussi appelés 'Complexe QRS', représentation électrique de la contraction ou dépolarisation ventriculaire.
- Pic T : Représentation électrique de la repolarisation ventriculaire.

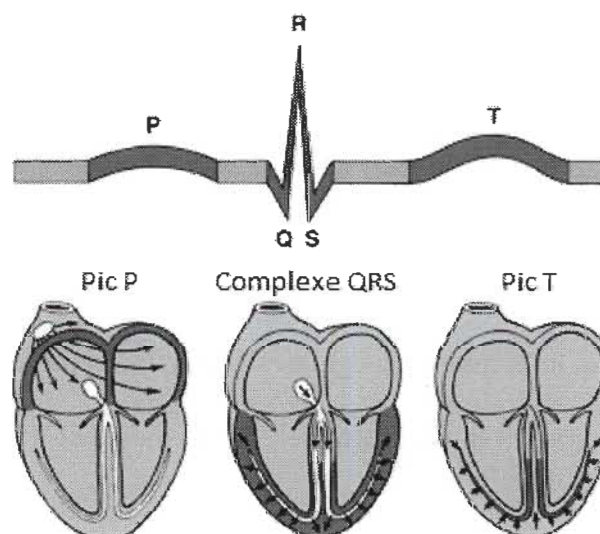


Figure 2.13 Illustration d'une impulsion cardiaque; tirée de [32] et rééditée.

Les pics ECG peuvent interférer avec les enregistrements du signal sEMG, surtout lorsqu'il est effectué sur une partie proche du cœur, par exemple les muscles du tronc/épaule ou le muscle diaphragmatique.

La difficulté du filtrage du signal ECG revient au fait qu'il recouvre en partie la même plage fréquentielle que le signal sEMG. Ça nous oblige de développer des algorithmes puissants afin de l'éliminer [33], ce qui fait le sujet du présent travail de recherche.

2.11 État de l'art sur l'annulation de la contamination ECG

La première expérience traitant la possibilité d'enregistrer une activité électrique lors d'une contraction musculaire volontaire a été en 1848 par Emil du Bois-Reymond [34]. Cependant, le premier enregistrement a été fait en 1890 par Marey [35], qui a introduit pour la première fois le mot 'électromyographie' à ce type d'enregistrement.

Cette technique est restée dans l'ombre jusqu'aux années 1960s, plus précisément en 1966 où la technique jouait un rôle important dans les applications biomédicales des cliniques, comme un outil de diagnostic des maladies musculaires. Hardyck et ses chercheurs ont été les premiers praticiens, mais le matériel d'acquisition n'a pas été suffisamment sophistiqué pour donner des résultats vraiment fiables [36].

Avec l'essor qu'ont connu les composants électroniques dans le début des années 1980s, les amplificateurs miniaturisés intégrables ainsi que les câbles correspondants à une gamme de microvolts sont devenus disponibles. Par conséquent, l'électromyographie plus particulièrement celle de surface a pris un grand intérêt chez les cliniciens ainsi que les chercheurs [37], [38].

Plusieurs travaux de recherches portant sur cette méthode ont été publiés, mais en raison des difficultés dans l'analyse et l'interprétation des signaux sortant d'un capteur d'électromyographie de surface (sEMG) à cause des interférences, la problématique continue d'être débattue.

Le domaine du traitement de signal a été appelé afin de répondre au besoin d'enlever les contaminations affectant le signal sEMG, tel que l'électrocardiogramme (ECG), l'artéfact causé par les mouvements des électrodes sEMG, ainsi que les bruits aléatoires

causés par le système d'acquisition (bruit des amplificateurs, PLI, ...etc.) [11], [8], [39], [40], [41], [42], [43], [44], [45], [46], [47], [48].

Les filtres différentiels passe bas [49] ainsi que les filtres passe haut (HPF : High Pass Filter) [50] ont été les premières techniques proposées, entre le début des années 1980s et l'année 1995. La fréquence de coupure 30 Hz suggérée dans [50] est un bon compromis afin d'annuler la majorité du signal ECG avec une plus faible dégradation au niveau du signal sEMG, mais cette dernière existe toujours quelle que soit la fréquence de coupure choisie.

En revanche, une technique plus simple basée sur le fenêtrage et l'annulation temporels des impulsions cardiaques (QRS), appelée en Anglais, The Gating Method ou GM est proposée par Bartolo dans [51]. Elle se distingue par une dégradation plus faible, seulement au niveau des pics QRS.

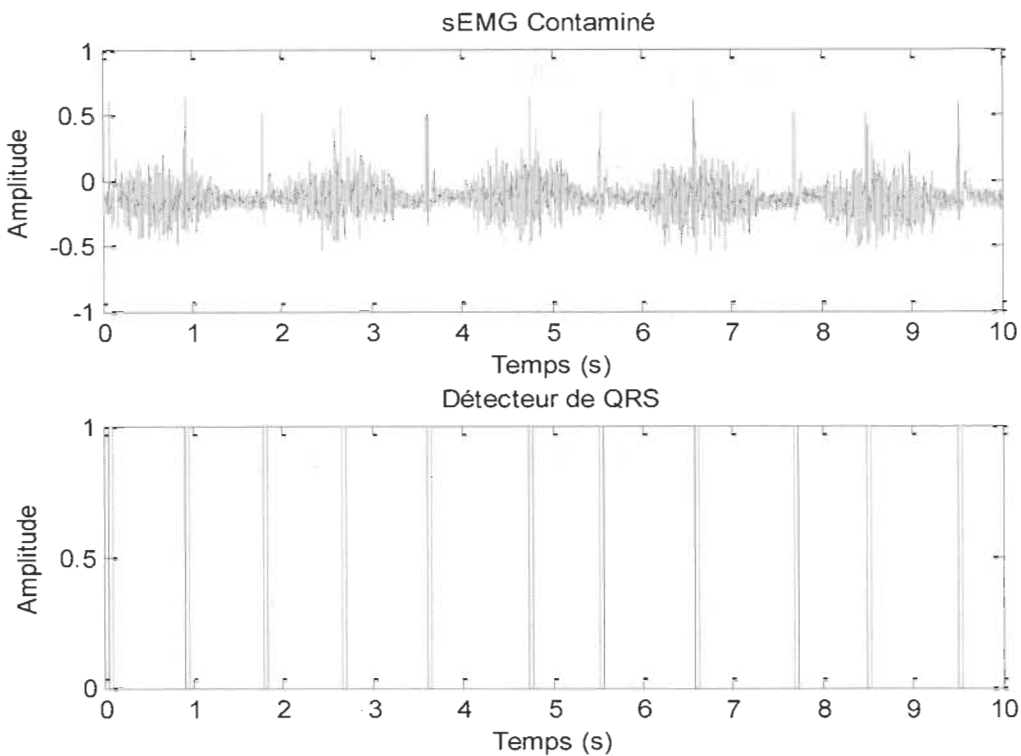


Figure 2.14 Illustration d'un signal sEMG brute et son résultat de détection de QRS.

En raison de la contamination cardiaque élevée que subit le signal acquis dans le bas du dos ou au-dessus des poumons (sEMG diaphragmatique), la détection des pics QRS est plus facile, voir figure 2.14, par conséquent un algorithme de détection simple comme celui basé sur la limitation de contour [52-54] est suffisant pour rendre la méthode GM efficace pour l'annulation des QRS. Cependant, pour les cas d'application où le muscle d'intérêt est loin du cœur, la détection des impulsions cardiaques est plus difficile.

Malheureusement, les techniques mentionnées ci-dessus, sont utiles mais pas totalement efficaces à cause du chevauchement fréquentiels ainsi que temporels du signal

ECG avec le signal sEMG. Ce qui nous oblige à penser à d'autres algorithmes de détections plus sophistiqués et plus efficaces.

Beaucoup d'algorithmes ont été proposés durant les deux dernières décennies pour cet effet, il y a ceux basés sur la transformée d'ondelettes [55], [56], d'autres sont basées sur la combinaison de la logique floue et les réseaux de neurones [57], les algorithmes génétiques [58], où même sur des méthodes modernes comme la décomposition en mode empirique [59].

La méthode GM (*Gating Method*) dépend plus ou moins de l'algorithme utilisé pour la détection des QRS, ainsi qu'elle annule seulement l'intervalle temporel correspondant à ces derniers. Mais il reste toujours de la contamination cardiaque dans le reste du signal, ce qui signifie que le SNR (taux du sEMG pure sur sa contamination cardiaque ECG) est toujours faible.

La technique de soustraction de l'enveloppe du signal ECG a été proposée dans [60], avec l'exigence d'avoir un canal d'acquisition supplémentaire (canal de référence) soumis directement sur le cœur, pour l'enregistrement du signal ECG de référence.

Malgré que la composante cardiographique (ECG) dans le signal sEMG acquis est corrélé avec le signal ECG de référence, ils sont différents à cause de l'atténuation qu'impose le tissu du patient (muscle, graisse,...etc.). Ce qui fait que notre sEMG subira une dégradation lors de la soustraction.

La technique d'annulation de bruit adaptatif (en Anglais, *ANC* ou *Adaptive Noise Cancellation*) a été proposé dans [9], afin de remédier au problème de filtrage des signaux sEMG [10]. Elle s'appuie sur l'estimation de la contamination ECG $\hat{r}[m]$ à partir du signal

ECG du canal de référence $r[m]$ en utilisant un filtre adaptatif à réponse impulsionnelle finie (en anglais, *FIR* ou *Finite Impulse Response*) contrôlé par un algorithme minimisant l'erreur d'estimation, voir figure 2.15.

Le signal $\hat{r}[m]$, l'estimation de $r[m]$, permet de retirer les interférences du signal sEMG brute, $z[m]$, afin de retrouver en sortie le signal sEMG pure $s[m]$, selon (2.2).

$$s[m] = z[m] - \hat{r}[m] \quad (2.2)$$

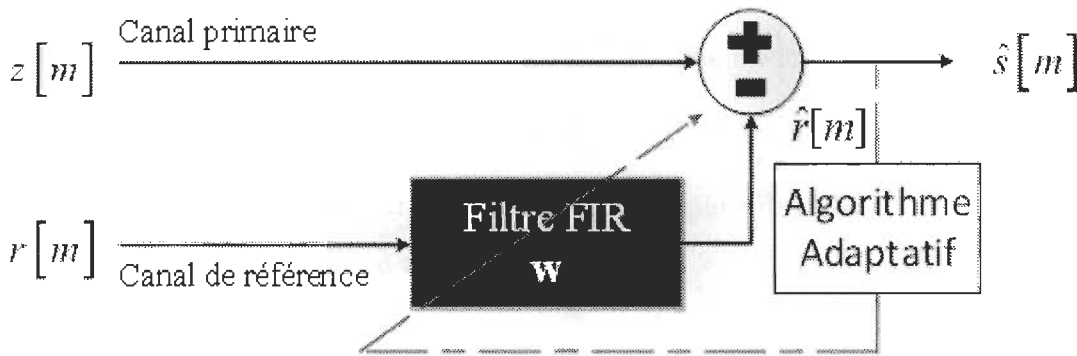


Figure 2.15 Le schéma bloc de la structure ANC.

La capacité d'estimation du signal désiré dans la technique ANC dépend directement de l'algorithme d'adaptation utilisé, ainsi que du taux de corrélation entre les signaux ECG contaminant et de référence.

Plusieurs algorithmes adaptatifs ont été proposés afin d'adapter la structure ANC, les plus connues sont l'algorithme des moindres carrés récurrents (en anglais, *RLS* ou *Recursive Least Squares*) [61], et l'algorithme du gradient stochastique (en anglais, *LMS* ou *Least Mean Squares*) [11], leurs équations sont décrites dans le tableau 2-1.

Tableau 2-1 Les équations mathématiques du LMS et RLS [62].

L'algorithme	Les équations mathématiques
LMS	Initialisation: $\mathbf{w}[0] = \mathbf{0}$ ($\mathbf{w}[0]$: poids initiaux) Pour $m = 1, 2, \dots, M$ (M : nombre d'échantillons) $e[m] = z[m] - \mathbf{r}^T[m]\mathbf{w}[m-1]$ ($e[m]$: l'erreur absolue) $\mathbf{w}[m] = \mathbf{w}[m-1] + 2\mu \mathbf{x}[m]e[m]$ ($\mathbf{w}[m]$: poids instantannés)
RLS	Initialisation: $\mathbf{w}[0] = \mathbf{0}$ $\mathbf{P}[0] = q^{-1}\mathbf{I}$ (q : constante positive). Pour $m = 1, 2, \dots, M$ (M : nombre d'échantillons) $\mathbf{k}[m] = \frac{\lambda^{-1}\mathbf{P}[m-1]\mathbf{r}[m]}{1 + \lambda^{-1}\mathbf{r}^T[m]\mathbf{P}[m-1]\mathbf{r}[m]}$ (λ : facteur d'oubli) $e[m] = z[m] - \mathbf{r}^T[m]\mathbf{w}[m-1]$ ($e[m]$: l'erreur absolue) $\mathbf{w}[m] = \mathbf{w}[m-1] + \mathbf{k}[m]e[m]$ ($\mathbf{w}[m]$: poids instantannés) $\mathbf{P}[m] = \lambda^{-1}\mathbf{P}[m-1] - \lambda^{-1}\mathbf{k}[m]\mathbf{x}^T[m]\mathbf{P}[m-1]$

Ces algorithmes de base présentent des performances moyennes, elles peuvent être développés et améliorés afin de maximiser leurs performances et c'est l'objectif de notre projet de recherche.

Des réseaux de neurones artificiels (en anglais, *ANN* ou *artificial neural network*) ont été proposés pour annuler l'artéfact cardiaque dans les signaux sEMG. Nous retrouvons le réseau de neurones traditionnel basés sur la retro-propagation du gradient (en anglais, *BP-ANN* ou *Back Propagation Artificial Neural Network*) [44], qui présente de meilleurs performances que les filtre adaptatifs selon une comparaison détaillée dans [45]. La figure 2.16 représente un schéma général d'un réseau de neurones artificiel.

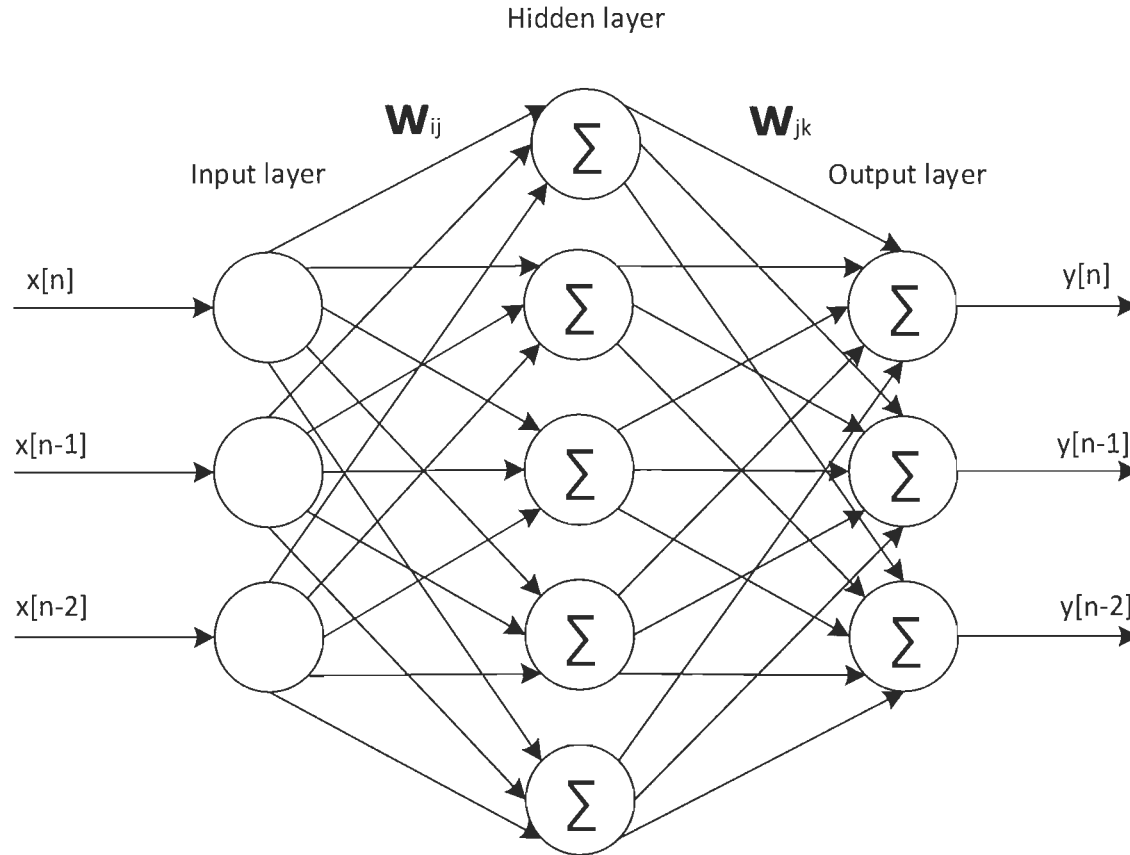


Figure 2.16 Schéma de la structure d'un réseau de neurones.

L'utilisation des fonctions gaussiennes pour représenter la non-linéarité dans le réseaux de neurones a démontré de bonnes performance dans [63], le réseau de neurones résultant est appelé en anglais, *RBF-ANN* ou *Radial Basis Function Artificial Neural Network*.

Un système biomédical de type sEMG est tellement aléatoire et imprévisible, qu'on ne peut pas définir l'état de ses signaux correspondants, linéaire ou non-linéaire. Par conséquent, l'utilisation des réseaux de neurones destinés aux systèmes non-linéaires, pour filtrer les signaux sEMG n'est pas justifiée sans savoir l'état du système.

La technique ANC impose sur le signal acquis par le canal de référence d'être corrélé avec la composante cardiaque du signal acquis par le canal primaire. Par conséquent,

plusieurs acquisitions doivent être établies avant de vérifier cette condition, ce qui peut être un fardeau en termes d'économie du temps et d'argent.

Les techniques récentes présentent une solution fiable à ce problème, comme l'analyse des composantes indépendantes (en anglais, *ICA* ou *Independent Component Analysis*) [64], [65], la décomposition en mode empirique (en anglais, *EMD* ou *Empirical mode decomposition*) [66], ou la méthode appelée en anglais, *Moving average Method* [67].

Ces méthodes sont encore en voie de développement. La combinaison de ces méthodes avec d'autres pour créer de nouvelles techniques plus efficaces est cité dans plusieurs références comme [68], [69], [70].

Le principe du filtre ALE est de séparer un signal périodique ou quasi-périodique $P[m]$, à bande passante étroite, d'un signal gaussien $s[m]$.

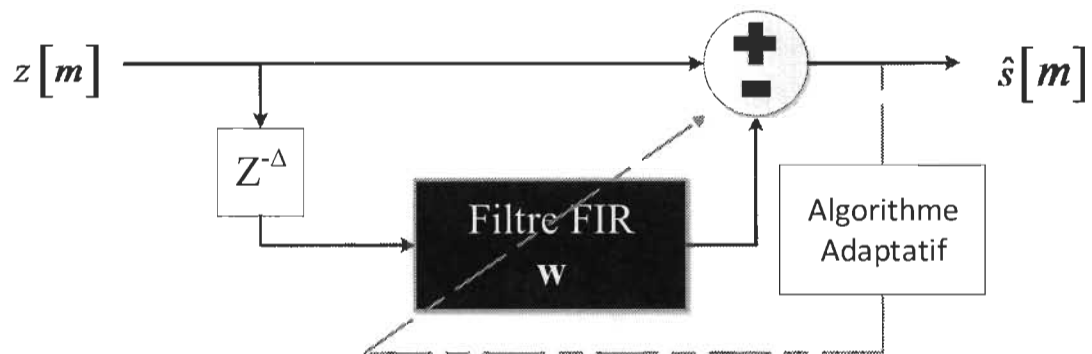


Figure 2.17 Le schéma bloc de la structure d'un ALE.

On introduit un délai Δ au niveau du signal contaminé $z[m]$, où Δ représente une valeur égale ou proche de la période moyenne T de la composante quasi-périodique $P[m]$, et le signal résultant va subir un processus de filtrage afin d'identifier toute la composante

périodique ou quasi périodique, qui sera soustraite par la suite du signal contaminé $z[m]$, voir équation (2.3) et figure 2.17.

$$z[m] = s[m] + P[m] \quad (2.3)$$

Une méthode récente [71] propose d'utiliser le filtre ALE (*ALE* ou *Adaptive Line Enhancer*) en combinaison avec l'analyse spectrale singulière (en anglais, *SSA* ou *Singular Spectrum Analysis*). Ce type d'analyse spectral permet briser la restriction de généraliser le fonctionnement du filtre ALE pour tous types de signaux périodiques quels que soient leur bande passante ainsi que pour tous types de bruit, gaussiens ou non-gaussiens. Les expérimentations présentées prouvent ainsi l'optimisation des performances durant la séparation du signal quasi-périodique ECG et le signal sEMG connu par sa nature similaire au bruit.

La base principale de la structure ALE compte sur la séparation d'un signal ECG quasi-périodique d'un signal sEMG non-périodique, ce qui est tout à fait logique. Cependant, admettons que le signal sEMG est aussi quasi périodique ou même contenant des composantes quasi périodiques (mouvements répétitifs), L'utilisation du ALE pourrait altérer le signal sEMG au cas où sa quasi périodicité se coïncide ou même se rapproche de celle du signal ECG.

Dans le chapitre 4, on a tenté de proposer une technique insensible à la quasi-périodicité du sEMG, elle repose sur l'utilisation de la structure ANC en combinaison avec l'analyse spectrale singulière, appelée BSSA-ANC (*Block Singular Spectrum Analysis-Adaptive noise Cancellation*).

Un autre papier journal récemment publié [72] propose une méthode qui permet de minimiser la quantité de la contamination cardiaque en utilisant des harmoniques variables dans le temps afin de modéliser le signal ECG. Les changements de la magnitude des QRS ainsi que l'intervalle R-R sont extraites en utilisant une modélisation sous forme d'un polynôme du troisième ordre à coefficients constants.

D'autre part pour supprimer la fréquence 60Hz, engendré par la ligne de puissance (en Anglais *Power Line Interference* ou *PLI*), plusieurs techniques ont été proposées dans [46], [73], [74], [75].

2.12 Les signaux semi-synthétiques

Une évaluation objective est impossible en utilisant des signaux réels, où le signal sEMG pure (sans contamination cardiaque) n'est pas accessible. En revanche, les signaux sEMG synthétiques permettent la quantification de l'interférence résiduelle après le filtrage, dont une évaluation comparative entre les différentes méthodes de filtrage est réalisable.

Les signaux synthétiques doivent être basés sur des signaux réels (semi-synthétiques) afin de préserver ses caractéristiques temporelles ainsi que spectrales.

2.12.1 Le signal sEMG pure

Le modèle du signal sEMG de base est initialement proposée par [76] permet de générer des données sEMG simulées. Il est basé sur le filtrage d'un bruit blanc avec une distribution gaussienne à l'aide d'un filtre dont les caractéristiques spectrales de sa fonction de transfert sont extraites à partir d'un signal sEMG réel $x[m]$, voir figure 2.18, à l'aide d'une structure autorégressif «AR» selon la méthode de BURG.

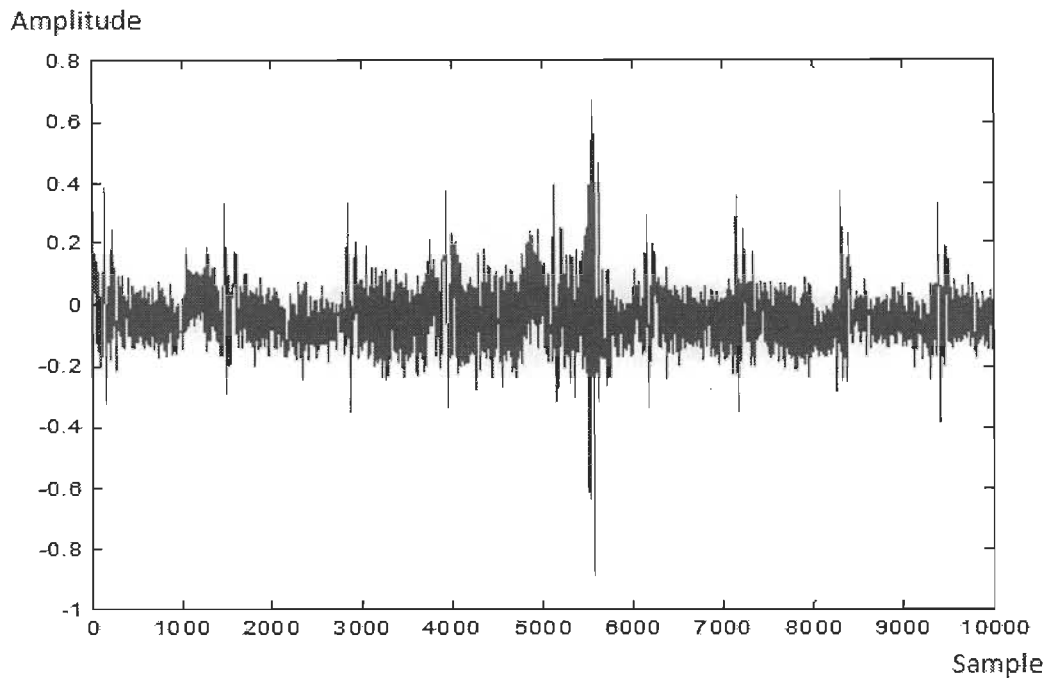


Figure 2.18 La représentation temporelle du signal sEMG réel $x[m]$.

Notez que les signaux sEMG réelles représentent des réponses musculaires à une force réalisée par un servo-contrôleur [77]. Ces signaux ont été enregistrés par M. François Nougrou dans le cadre de nos collaborations avec Groupe de recherche sur les affections neuro-musculo-squelettiques (GRAN) (département de chiropratique, UQTR) à une fréquence d'échantillonnage de 1024 Hz.

L'application de la structure Auto Régressive selon BURG permet d'identifier la variance σ^2 (magnitude du signal sEMG réel) et les coefficients du filtre Autorégressive \mathbf{h} (caractéristiques spectrales du signal sEMG réel). Le nombre de coefficients de \mathbf{h} devra être choisi de façon empirique (120 coefficients dans notre cas), afin que l'erreur d'estimation fréquentielle du signal réel soit la plus faible possible, voir figure 2.20.

Un bruit blanc gaussien à moyenne nulle, noté $n_{WGN}[m]$, (WGN : White Gaussian Noise) va subir une modulation en magnitude (2.4), puis une modulation fréquentielle (2.5, 2.6).

$$n'_{wGN}[m] = \sqrt{\sigma^2} \times n_{wGN}[m] \quad (2.4)$$

$$s'[m] = \mathbf{h} * n'_{wGN}[m] \quad (2.5)$$

$$\text{FFT}\{s'[m]\} = \mathbf{H} \times \text{FFT}\{n'_{wGN}[m]\} \simeq \quad [m] \quad (2.6)$$

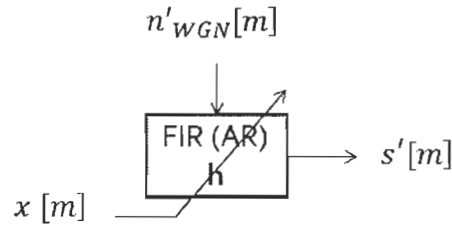


Figure 2.19 Génération du sEMG synthétique (AR-Burg).

La modulation fréquentielle (2.6) permet de modifier le spectre du bruit gaussien $n'_{wGN}[m]$ dans le but d'adopter les caractéristiques spectrales du signal sEMG réel $x[m]$.

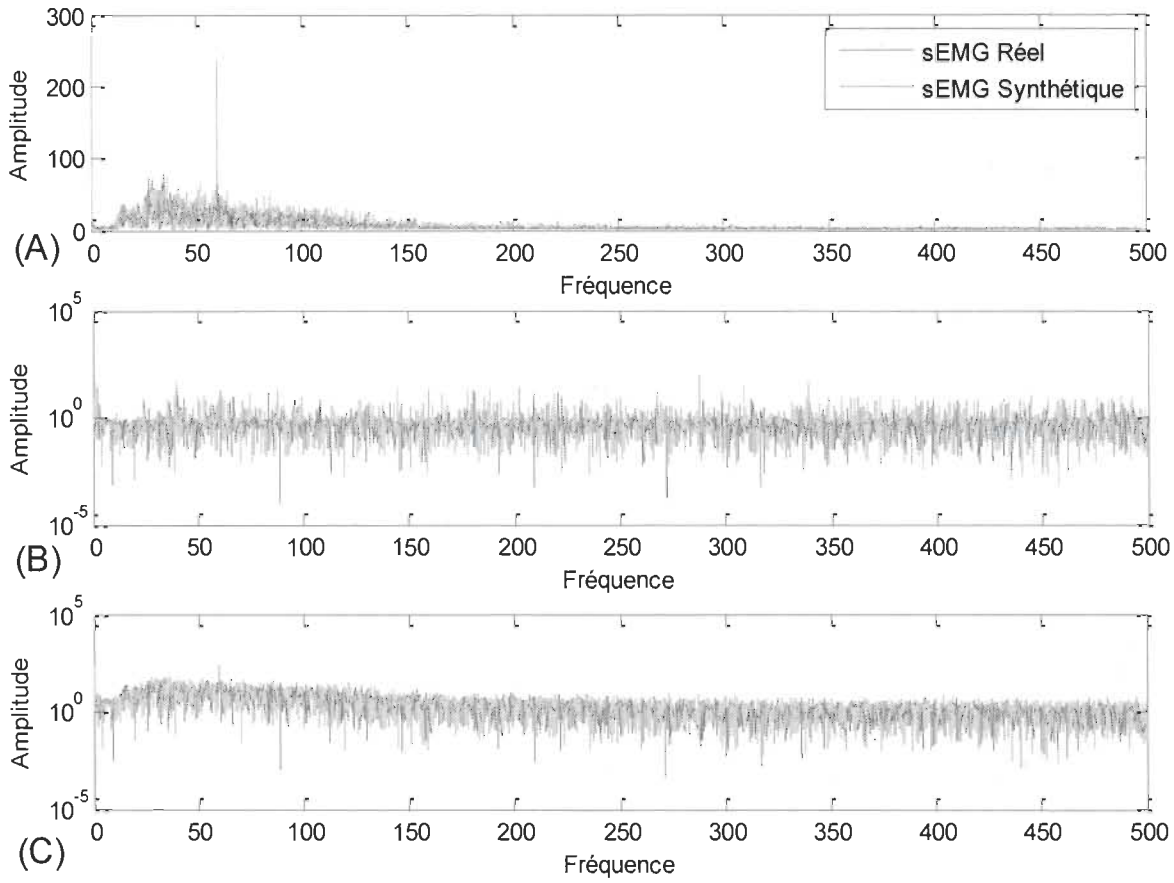


Figure 2.20 A : La représentation spectrale du signal sEMG réel et synthétique et leur erreur relative d'estimation. B : L'Erreur Relative Fréquentielle du Signal sEMG Réel vs Synthétique. C : L'Erreur absolue Fréquentielle du Signal sEMG Réel vs Synthétique.

Ensuite, le signal de sortie du filtre sera modulé en amplitude afin de donner la forme voulue. Puisque le sEMG du bas du dos varie avec l'activité physique et n'a pas de forme stable, on a utilisé la forme des activités électriques des muscles respiratoires, qui sont basés sur une périodicité de deux segments, l'inspiration et l'expiration, voir figures 2.21 et les équations (2.7 à 9), sachant que la forme n'affecte pas les performances du filtrage.

$$md[m] = \sqrt{\frac{b_1}{1 + \lambda_0} \left[\lambda_0 + \sin \left(\frac{2\pi m}{T_p} + \phi \right) \right]^+} + b_2 \text{ et } [x]^+ = \begin{cases} x, & x > 0 \\ 0, & x \leq 0 \end{cases} \quad (2.7)$$

$$md'[m] = \frac{md[m]}{md_{\max}} \text{ et } md_{\max} = \sqrt{b_1 + b_2} \quad (2.8)$$

$$s[m] = md'[m] \cdot s'[m] \quad (2.7)$$

Sachant que les paramètres b_1, b_2, λ_0 et ϕ égales 1, 0, 0,5 et $\frac{-\pi}{6}$, respectivement [10].

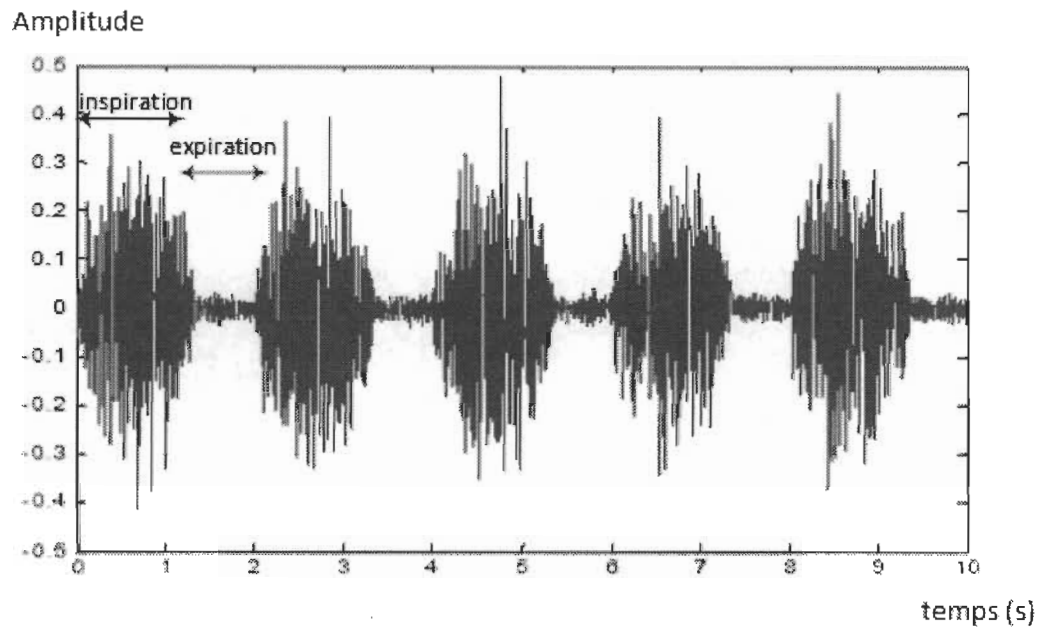


Figure 2.21 La représentation temporelle du signal sEMG synthétique.

2.12.2 Le signal ECG

Le signal ECG de référence est basé sur la périodicité d'une impulsion cardiaque d'un signal ECG réel. Cette impulsion cardiaque est constituée des pics P-QRS-T, voir figure 2.22.

L'intervalle temporel de cette impulsion cardiaque est modifié de manière aléatoire afin de construire plusieurs impulsions différentes en largeur et en amplitude. Autrement dit, chaque intervalle est caractérisé par une durée temporelle différente, en ajoutant un nombre aléatoire d'échantillons pour chaque intervalle ; et une amplitude différente en multipliant l'impulsion cardiaque par un bruit aléatoire à valeurs distribuées aléatoirement entre 1 et 1,2.

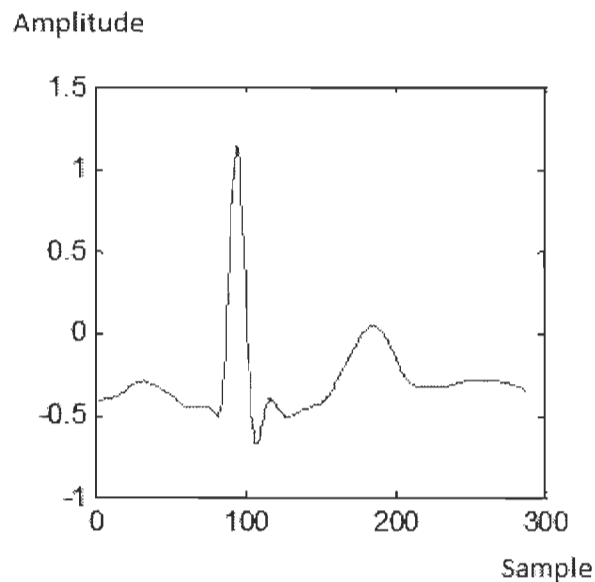


Figure 2.22 La représentation temporelle de l'impulsion cardiaque.

Les intervalles modifiés comprenant des impulsions cardiaques seront enchaînés pour construire le signal ECG de référence de même taille que le signal sEMG (10000 échantillons), voir figure 2.23.

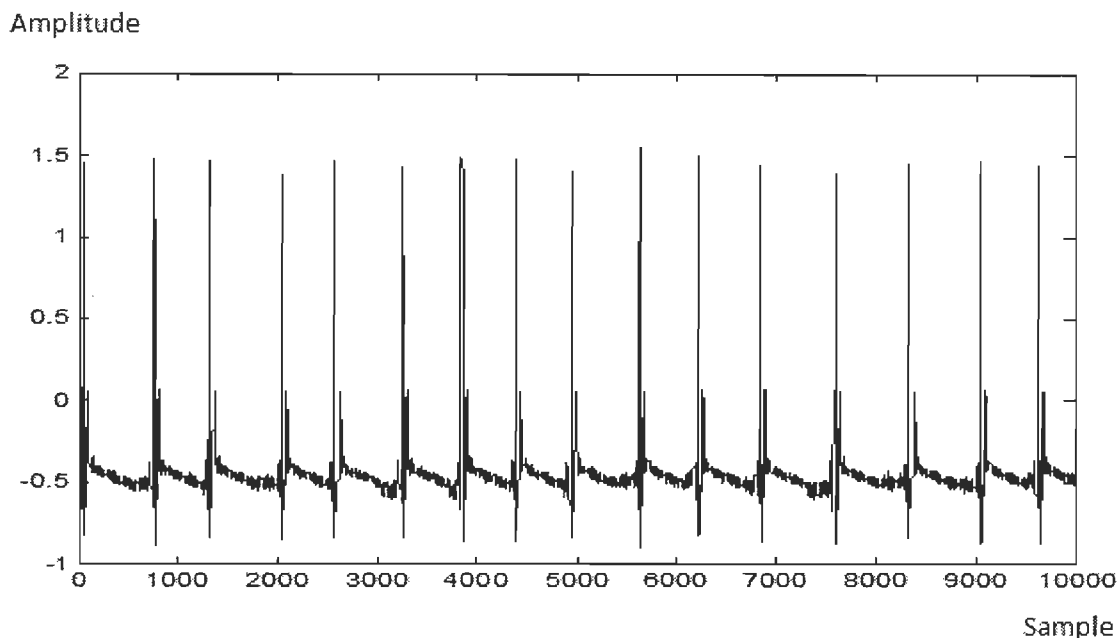


Figure 2.23 La représentation temporelle du signal ECG construit.

2.13 L'évaluation de performance

Un signal sEMG brut acquis du bas du dos correspond à un mélange de la somme des potentiels d'action émis par les unités motrices musculaires et quelques interférences contaminants.

L'interférence la plus répandue et la plus difficile à supprimer est l'artéfact cardiaque (ECG), en particulier lors de l'acquisition à partir des muscles diaphragmatiques ou les muscle du dos. Cette activité électrique parasite peut altérer l'évaluation de l'information temporelle ainsi que spectral, indispensable afin de définir le processus de réhabilitation des muscles infligés. Par conséquent, l'analyse et l'interprétation du signal sEMG du bas du dos pour extraire des informations physiologique ou physiopathologique sans aucun traitement est difficile, voire impossible dans certain cas.

L'utilisation des techniques de filtrage est primordiale afin d'améliorer ces informations physiologique ou physiopathologique, et le plus important est l'évaluation de ces méthodes dans le but de les cerner et classer selon leur performance de filtrage. Nous définissons deux types d'évaluation :

2.13.1 L'évaluation spectrale

L'information spectrale extraite à partir du signal sEMG, pour l'évaluation de l'affaiblissement musculaire durant la fatigue ou lors d'une lombalgie est sans aucun doute plus importante que celle du domaine temporel. Nous retrouvons plusieurs facteurs spectraux utiles comme la fréquence médiane instantanée (En Anglais, *Instantaneous Median Frequency* ou *IMDF*) et la fréquence moyenne instantanée (En Anglais, *Instantaneous Mean Frequency* ou *IMNF*). Ces paramètres spectraux sont significativement associés avec les mesures cliniques de l'affaiblissement des muscles, durant les extensions prolongées du dos, chez les patients infligés par la lombalgie. Plus précisément, ils permettent de déterminer le décalage vers les basses fréquences que caractérise le contenu spectral, proportionnellement à l'affaiblissement musculaire.

L'importance de ces paramètres spectraux exige de donner plus d'intérêt à l'information spectrale durant l'évaluation des techniques du filtrage des signaux sEMG du bas du dos. Le critère le plus commun et qui permet de faire une évaluation spectrale de la technique du filtrage est connu pour être la métrique de cohérence.

La fonction de coherence (2.9) permet d'évaluer la similarité ou l'équivalence fréquentiel entre le signal sEMG désiré (pure) $s[m]$ et son estimation après le filtrage $\hat{s}[m]$ [8], [39].

$$Coh[f] = \frac{|P_{s,\hat{s}}[f]|^2}{P_s[f] P_{\hat{s}}[f]} \quad (2.8)$$

$P_{s,\hat{s}}[f], P_s[f], P_{\hat{s}}[f]$ sont la densité inter-spectrale et les deux densités auto-spectrales des signaux sEMG désiré $s[m]$ et son estimation $\hat{s}[m]$, respectivement, et $f = 0, 2, 4, \dots, 500$ Hz correspond à la plage fréquentielle limitée entre [0,500Hz] pour la plupart des signaux sEMG.

La valeur de la cohérence est limitée entre [0,1], et le filtrage est proche de la perfection si cette valeur est proche de 1.

Les valeurs de la fonction de cohérence correspondent à l'équivalence spectrale de chaque fréquence paire du spectre. La moyenne ou la médiane de ces valeurs permet d'évaluer les techniques de filtrage, voir équation (2.10).

$$\overline{Coh} = \frac{1}{\left(\frac{f_{Max}}{2}\right) + 1} \sum_{f=0}^{f_{Max}} Coh[f] \quad (2.9)$$

$Coh[f]$ est la fonction de cohérence définie en (2.3), and f_{Max} est la fréquence maximale utilisée est 500 Hz dans notre cas.

Afin d'affiner l'évaluation des méthodes durant la simulation comparative, la cohérence moyenne relative \overline{Coh}_r est définie dans l'équation (2.11).

$$\overline{Coh}_r = \frac{\overline{Coh} - \overline{Coh}_{No-Filtering}}{1 - \overline{Coh}_{No-Filtering}} \times 100 \quad (2.10)$$

L'information temporelle est moins importante pour l'identification des syndromes caractérisant la lombalgie à cause de non nécessité de la précision, où l'anomalie de l'amplitude est le seul symptôme attesté dans le cas d'analyse des activités neuromusculaires lombaires.

2.13.2 L'évaluation temporelle

L'évaluation temporelle des techniques de filtrage se fait habituellement en utilisant l'erreur temporelle ou l'une de ses dérivées (l'erreur quadratique, l'erreur accumulative,...etc).

L'erreur quadratique relative accumulative est décrite par l'équation (2.12).

$$C_{err} = \frac{\sum_{m=1}^M (s[m] - \hat{s}[m])^2}{\sum_{m=1}^M (s[m])^2} \quad (2.11)$$

Finalement, les techniques de filtrages sont classées selon la métrique de cohérence moyenne (2.10), si les performances fréquentielles sont proches, on demande le service de la métrique temporelle (2.12).

Chapitre 3 - Wavelet Compression Inspired Implementation for High Performances and Low Complexity ECG Removal in Wireless sEMG Electrodes

3.1 Avant-propos

Intitulé en français « Une implémentation inspirée de la compression par ondelettes pour une performance optimisée et une complexité réduite lors de l'annulation de l'ECG dans les électrodes sEMG sans fil ».

Les auteurs de cet article sont Mohamed El Fares Djellatou, Daniel Massicotte et Mounir Boukadoum. Il fut présenté dans la 20e conférence IEEE internationale en Électroniques, Circuits et systèmes [IEEE ICECS 2013], qui a eu lieu à l'île de YAS, Abu Dhabi en UAE, entre 8-11 décembre 2013.

Tous les travaux de recherches qui ont mené à l'écriture de cet article ont été faits dans le laboratoire des signaux et systèmes intégrés (LSSI), Département de génie électrique et génie informatique, en collaboration avec la département de chiropratique (Signaux Biomédicaux) de l'Université du Québec à Trois-Rivières, ainsi que la département d'informatique de l'Université du Québec à Montréal.

3.2 Résumé

Dans ce papier, on adresse l'annulation de l'électrocardiogramme (ECG) affectant les activités neuromusculaires au niveau des électrodes sEMG sans fil. On décrit une nouvelle méthode inspirée de la compression par ondelettes, nommée CWLMS, afin de réduire la complexité de calcul, alors qu'on assure toujours une haute performance de filtrage.

En utilisant des signaux semi-artificiels, la décomposition par ondelettes permet une séparation partielle entre le signal sEMG et ECG dans le domaine temporel. Par la suite, les échantillons qui restent en chevauchement temporels, correspondants à la bande de basses fréquences entre [0-50 Hz] sont les seuls à subir le filtrage, afin de réduire la complexité de calcul.

Les résultats de simulation ont démontré un gain en complexité de calcul au niveau du filtre FIR. Le gain est de 50% (CWLMS-1/2), 75% (CWLMS-1/4) et 87,5% (CWLMS-1/8) de la complexité habituelle, en utilisant des moyens standards.

Cette diminution de complexité importante est toujours associée par une faible dégradation de performances, autour de 0.17% (CWLMS-1/2), 0,26% (CWLMS-1/4), et 5.04% (CWLMS-1/8) par rapport au filtrage sans réduction de complexité. Toutefois, l'optimisation engendré par les ondelettes afin d'orthonormaliser les données d'entrée va compenser cette dégradation, en offrant même plus de performances que l'implémentation standard.

Paper 1: M. F. Djellatou, D. Massicotte and M. Boukadoum, "Wavelet Compression Inspired Implementation for High Performances and Low Complexity ECG Removal in Wireless sEMG Electrodes," in *20th IEEE International Conference on Electronics Circuits and Systems (ICECS)*, Abu Dhabi, UAE, December 8-11 2013.

WAVELET COMPRESSION INSPIRED IMPLEMENTATION FOR HIGH PERFORMANCES AND LOW COMPLEXITY ECG REMOVAL IN WIRELESS SEMG ELECTRODES

Mohamed El Fares Djellatou¹, Daniel Massicotte¹ and Mounir Boukadoum²

¹Université du Québec à Trois-Rivières, Dep. Electrical and Computer Engineering

Email: {mohamed.el.fares.djellatou, daniel.massicotte@uqtr.ca}

²Université du Québec à Montréal, Dep. Computer Science

Email: boukadoum.mounir@uqam.ca

Abstract

This study addresses the removal of electrocardiogram pulses (ECG) from surface electromyography signals (sEMG) in wireless sEMG electrodes. We describe a wavelet-compression inspired filtering technique in order to minimize the computational complexity required in wireless sEMG electrodes while providing higher filtering performance than when with standard means. Using semi-artificially prepared signals, we show that the discrete wavelet transform (DWT) enables a partial separation between the sEMG and ECG signals in time domain. Then, only the highly overlapped parts are fed into an adaptive noise cancellation (ANC) structure for lower computational complexity filtering. The simulation results confirm the improved noise rejection and the gain in computational complexity obtained with the proposed method.

Keywords

Wavelet-LMS adaptive filtering; ECG pulses cancellation; Adaptive noise cancellation; EMG filtering.

I. Introduction

Surface electromyography (sEMG) is a widely used technique in pathophysiological studies, clinical treatments and rehabilitations. It enables the visualization of myoelectric signals during dynamic muscle contractions, thus providing a more detailed examination and overview of muscles coordination. However, contamination by electrocardiographic (ECG) signals makes sEMG signal analysis and interpretation difficult, therefore several research efforts aiming to optimize the reliability of this method have been undertaken.

Many methods have been studied in the past 3 decades to filter out the ECG contamination. High-pass filtering [50] or the gating method [51] have been the simplest, but due to the frequency and time overlapping between ECG and sEMG, important portions of sEMG are lost. Hence, more efficient filtering approaches have been attempted, such as independent component analysis (ICA) [78] and adaptive noise cancellers (ANC). This work focuses on ANC as it is an effective method to separate an interfering signal from a signal of interest when both signals have overlapping spectra [61, 79]. The most popular algorithms used to implement ANC are based on least mean-squares (LMS) and recursive least squares (RLS) error minimization [79]. The RLS algorithm shows higher performance in comparison to LMS, but it has a high computational complexity [61].

Prewhitening the LMS filter inputs using discrete wavelet transforms (DWT), as the case of DWT-LMS [80], increases the efficiency of the filtering process. However, this structure forces the FIR filter to deal with every scale decomposition. As consequence, the computational complexity becomes directly dependent of the chosen higher scale.

Therefore, its use is limited in the new wireless sEMG electrodes, called BTS FREEEMG [81], due to the higher energy drawn from the battery.

We propose a new implementation, called compression wavelet LMS (CWLMS), which can be summarized as follows: first, it avoids the data redundancy of DWT-LMS by only filtering the highest scale decomposition; second, it decomposes this later into time intervals, each one corresponding to a different frequency band. The intervals corresponding to the highest frequency bands are mainly composed of sEMG components, with negligible overlapping by the ECG, but this increases to a peak as the frequency decreases down to the lower frequency bands, according to the sEMG and ECG frequency characteristics. Therefore, inspired from wavelets compression approach [82], we can also reduce the computational complexity through processing only the lower frequency bands of the highest scale decomposition.

In other word, in CWLMS the DWT can be employed as a performance optimizer, and a complexity reducer to extend the battery life of sEMG wireless electrodes.

As image compression leads to quality degradation [82]. A lower signal accuracy should be expected when using the proposed method compared to wavelet-based method only as an optimizer tool. However, our results show that this signal degradation is negligible. On the other hand, a substantial gain is obtained in computational resources. Therefore, an advantageous trade-off is made between the filtering performance and the computational complexity.

The balance of this paper is organized as follows: Section II summarizes the concept of the proposed CWLMS based ANC structure with wavelet theory, while Section III shows

the simulation results and demonstrates the gain obtained from the proposed method, Section IV draws the important conclusions of this research.

II. The proposed Method

A. The Concept of CWLMS based ANC structure

Adaptive Noise Cancelling (ANC) is a technique based on estimating and removing the additive noise $v[n]$, that affects a desired signal $s[n]$, from the primary input $z[n]$ described as:

$$z[n] = s[n] + v[n] \quad (3.1)$$

Starting from a noise correlated reference signal $r[n]$ fed into a FIR filter, the ANC filter coefficients are regularly updated by the LMS algorithm that seeks to minimize the error in the estimate $\hat{s}[n]$ of the desired noise-free signal given at the output of the ANC structure. The process is illustrated in Figure 4.1, where $n = 1, 2, \dots, N$, and N is the number of samples.

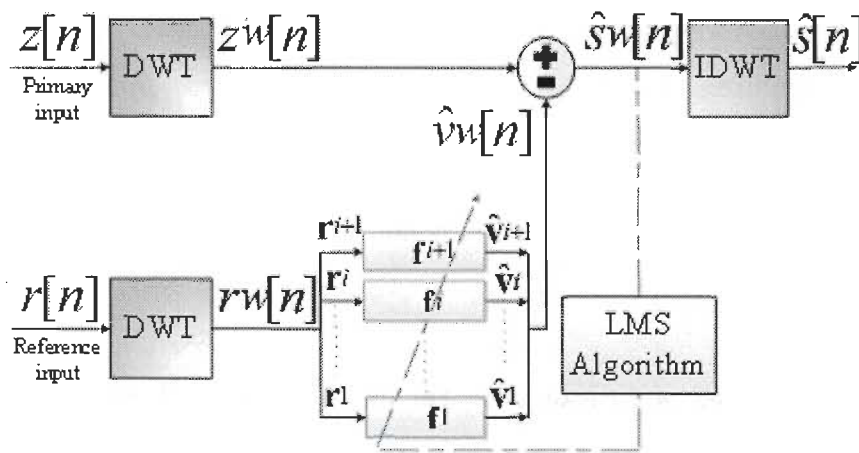


Figure 3.1 The block diagram of CWLMS based ANC structure.

The proposed method is decomposed into the following 3 steps:

1) *The Wavelet Decomposition*

The discrete wavelet decomposition is carried out at both inputs of the ANC structure as shown in Figure 3.1. As generalized by Mallat [83], the DWT can be seen as a quadrature mirror filters bank structure illustrated in Figure 3.2 for the decomposition phase.

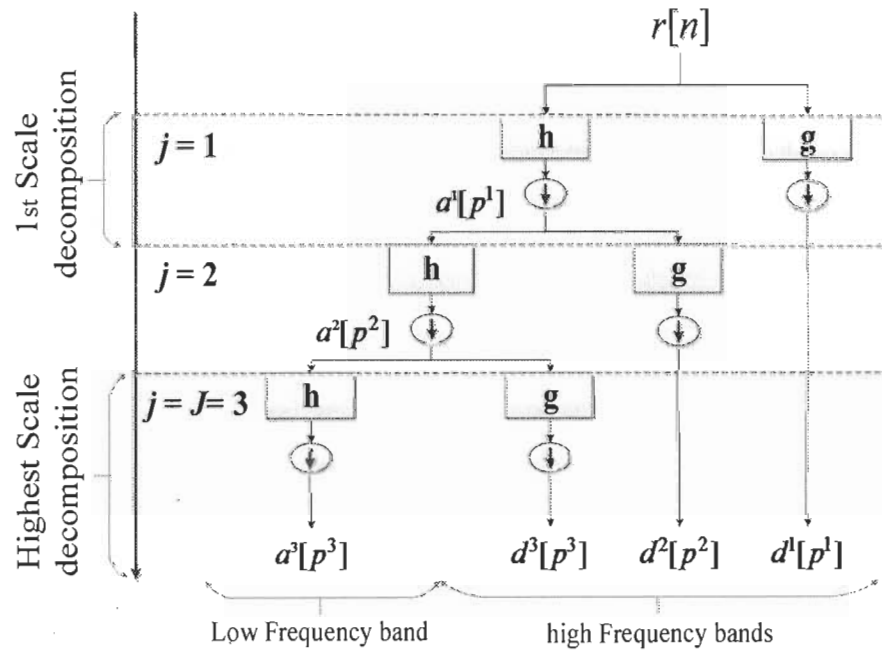


Figure 3.2 The block diagram of wavelet decomposition ($J=3$).

Each stage in Figure 3.2 represents a level j of wavelet decomposition and is composed of two FIR filters \mathbf{h} and \mathbf{g} and 2 down-sampling operators. \mathbf{h} and \mathbf{g} are low-pass and the high-pass filters respectively [83]. $d^j[p^j]$ and $a^j[p^j]$ stand for the detail and approximation decompositions of the input signal at the j^{th} scale level, and $p^j = 1, 2, \dots, P^j$, where $P^j = N/2^j$, is an index into the corresponding sequence.

The input signals $z[n]$ and $r[n]$ are decomposed into multi-scale signals described in (3.2) and (3.3), respectively. For instance, the following decomposition is obtained for the signal $r[n]$.

$$r^w[n] = [\mathbf{r}^{J+1} \mathbf{r}^J \dots \mathbf{r}^i \dots \mathbf{r}^1], \quad i = 1, 2, \dots, J+1,$$

Where : (3.2)

$$\mathbf{r}^{J+1} = a^J[p^J], \quad \mathbf{r}^J = d^J[p^J], \dots, \quad \mathbf{r}^1 = d^1[p^1].$$

Similarly, $z[n]$ is decomposed as:

$$z^w[n] = [\mathbf{z}^{J+1} \mathbf{z}^J \dots \mathbf{z}^i \dots \mathbf{z}^1], \quad i = 1, 2, \dots, J+1. \quad (3.3)$$

Therefore, each of $r^w[n]$ and $z^w[n]$ is the concatenation of the residual approximation signal at level J and all of the consecutive detail components up to level J for the associated input signal, $r[n]$ or $z[n]$.

2) The Filtering Process

Every decomposition of $r[n]$ will be convolved with its corresponding FIR filter according to:

$$\hat{\mathbf{v}}^i = \mathbf{r}^i * \mathbf{f}^i \quad (3.4)$$

Where $*$ is the convolution operator. The $\hat{\mathbf{v}}^i$ result represents the i^{th} decomposition of the ECG artifact estimation, as in (4.2), its concatenation forms the composite signal $\hat{\mathbf{v}}^w[n]$.

Then, this latter is subtracted from $z^w[n]$ to form, $\hat{s}^w[n]$ the wavelet decomposition of the desired signal estimate:

$$\hat{s}^w[n] = z^w[n] - \hat{v}^w[n] \quad (3.5)$$

3) The Wavelet Reconstruction

In this part, the signal is reconstructed by applying the inverse wavelet transform. The result of this reconstruction is the estimation of the desired signal. This is the inverse phase of the decomposition phase and so every operator in Figure 3.2.

B. The Complexity Reduction Approach

A precise evaluation of our method is impossible using real signals, since the desired signal $s[n]$ is not known a priori. Therefore, the semi-artificial signals prepared in [4] from real signals were used, see Figure 3.3. Their DWT decomposition for $J = 4$ is described in Figure 3.4.

The DWT decomposition permit the temporal accumulation of the ECG signal in a small time-interval, about one-fourth of the input signal size as shown in Figure 3.4. The principle of the proposed approach is to filter only this small time-interval (Low frequency bands) in place of the whole signal. Therefore, to prevent filtering of the higher frequency detail decompositions, we replace the FIR filters $\mathbf{f}^1, \mathbf{f}^2, \dots, \mathbf{f}^k$ in Figure 3.1 by short circuits, k being an empirically determined parameter.

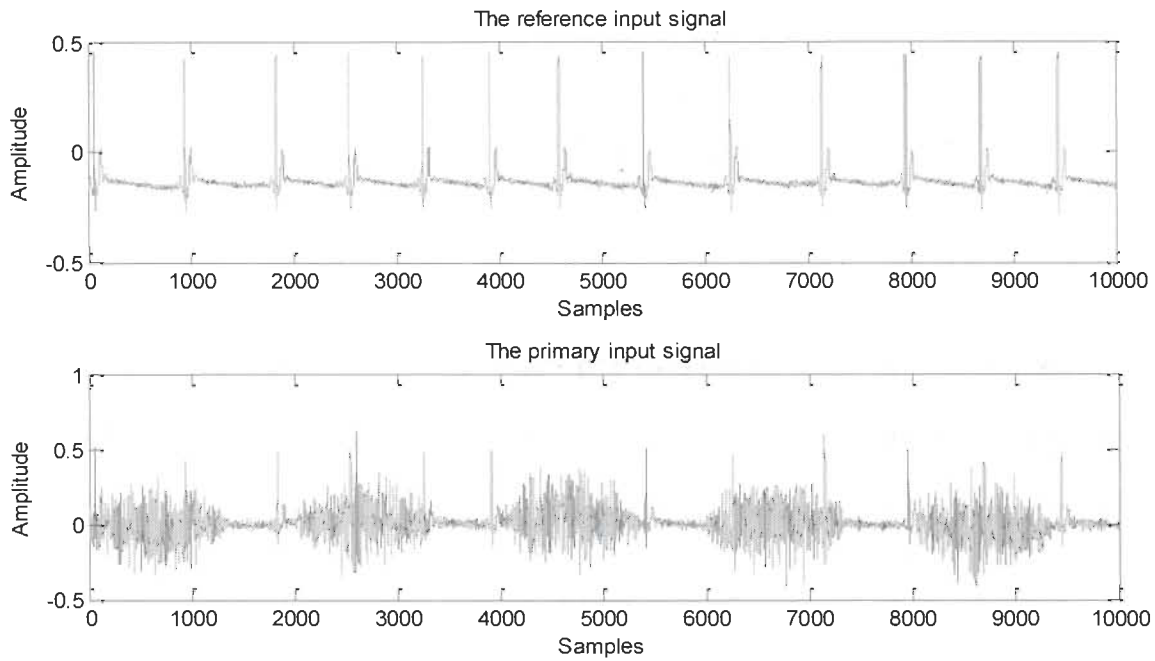


Figure 3.3 The input signals of the ANC structure $r[n]$ and $z[n]$ respectively.

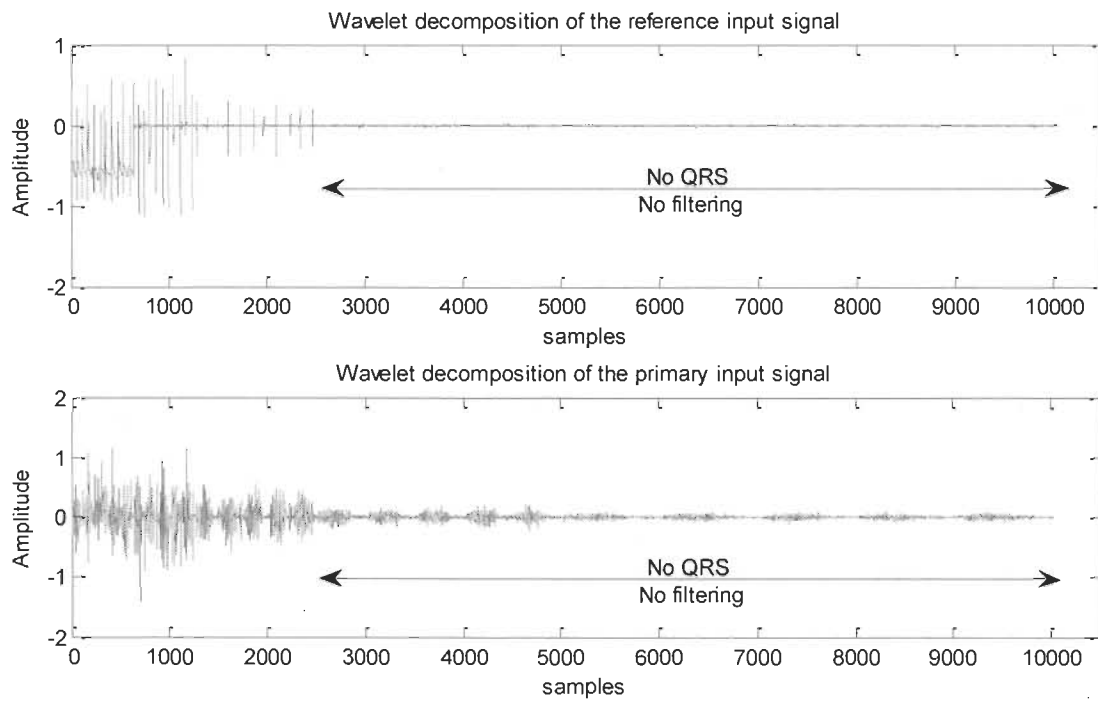


Figure 3.4 The input signals after DWT decomposition $r^w[n]$ and $z^w[n]$ respectively.

III. Simulation Results

To evaluate the proposed method, we simulated all results for 100 realizations using a random beat rate limited between [60, 100] beats/min and a varying QRS amplitudes and R-R intervals in every realization. All simulations are realized based on the model of semi-artificial signals described in [79], only the linear case is used in this study at 30 dB of SNR.

A. Experiment 1

First, we compare the performance of CWLMS-1/1 (without complexity reduction) versus using an LMS and RLS. The simulation parameters shown in Tableau 3-1 were selected empirically according to their best performance.

Tableau 3-1 Parameter Values of Used Algorithms

CWLMS		RLS		LMS	
J	4	L	30	L	30
Wave	Symlet (Sym6)	μ	0.3	μ	0.091
L	5, 5, 5, 5, 5	λ	0.999		
μ	0.33, 0.43, 0.53, 3.63, 25.93				

For instance, J and “Wave” are the wavelet scale factor and the mother wavelet respectively, for all algorithms L and μ correspond to the FIR filter size and the convergence step size λ is the forgetting factor used only in the RLS algorithm. The symlet 6 is the nearest in shape to the QRS pulses, which can be taken in consideration as a reason to its best performances.

The performances comparison of these algorithms can be done in many ways. However, the mostly used metric in biomedical signal processing uses the coherence function between the desired sEMG $s[n]$ and $\hat{s}[n]$ its estimation at the output of the ANC structure is defined as:

$$Coh[u] = \frac{|P_{s,\hat{s}}[u]|^2}{P_s[u] P_{\hat{s}}[u]} \quad (3.6)$$

Where $P_{s,\hat{s}}[u]$, $P_s[u]$, $P_{\hat{s}}[u]$ are respectively the cross-spectral density and the auto-spectral densities of $s[n]$ and $\hat{s}[n]$, and $u = 0, 2, 4, \dots, 500\text{Hz}$. As the coherence $Coh[u]$ is much closer to 1, the filtering process is closer to perfection.

Given that CWLMS-1/1 and CWLMS-1/4 correspond to filtering the whole signal and one-fourth of the signal respectively.

Figure 3.5 shows the boxplots of the obtained frequency coherence distribution and its median value (line in the middle). We can observe, using zoom, the increase of coherence median value using CWLMS-1/1 in comparison to LMS and RLS algorithms. This optimization in performance was the result of input signals orthonormalization by DWT before the LMS filtering process which facilitated the optimal coefficients research by increasing the convergence rate. Moreover the Wavelet-LMS (WLMS) outperformed also the RLS algorithm (the CWLMS-1/4 result is discussed in the next sub-section).

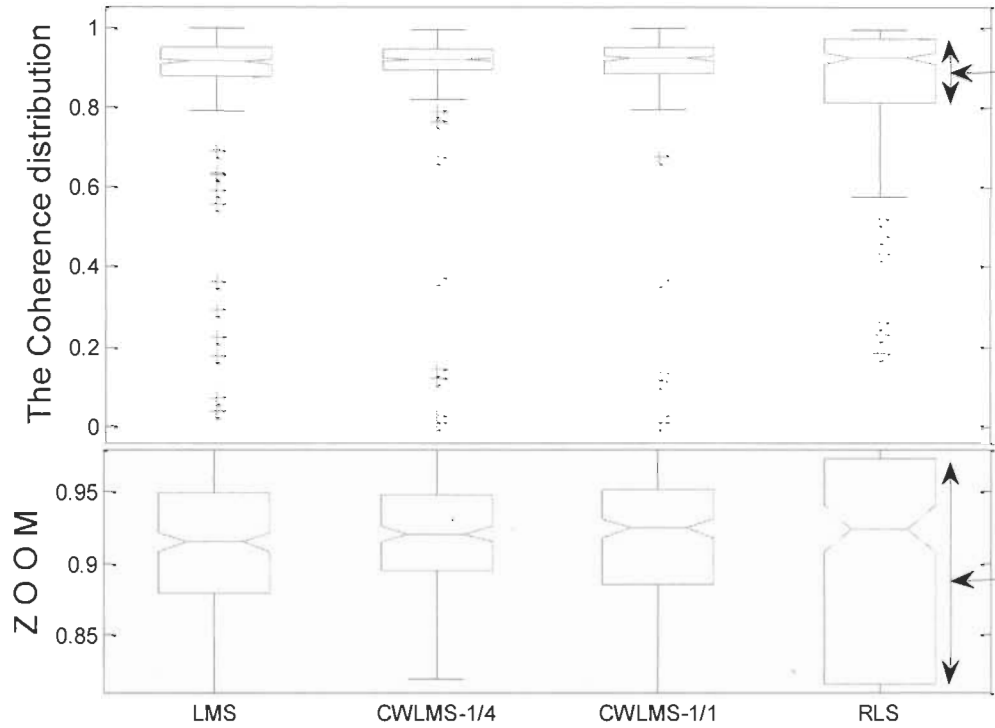


Figure 3.5 Performance comparison between LMS, CWLMS-1/4, CWLMS-1/1 and RLS in terms of coherence distribution around the median.

B. Experiment 2

In this experiment, we evaluate the performance impact of applying the complexity reduction approach to the filtering process. This algorithm only filters the portion of the DWT signal that exhibits significant ECG presence. The CWLMS-1/4 result in Figure 3.5 shows that, even with only one-fourth of the contaminated sEMG signal filtered after decomposition by the DWT, we have better performance than when using LMS without DWT. Tableau 3-2 shows that this result holds also for one-eighth and one-half of the deposited signal filtered. The table (Tableau 3-2) shows also negligible coherence degradation in comparison to CWLMS-1/1 while a substantial gain in FIR computation time is achieved. The variable \overline{Coh} used for comparison in Tableau 3-2 is the mean of coherence values corresponding to every frequency “ u ”, defined as:

$$\overline{Coh} = \frac{1}{u_{Max}} \sum_{u=0}^{u_{Max}} Coh[u] \quad (3.7)$$

where $Coh[u]$ is the coherence function defined in (6), and u_{Max} is the maximum frequency used, 500 Hz in our case.

The numerical comparison is summarized in Tableau 3-2 between different algorithms and implementations in percentage by limiting the performances interval between 0 for LMS (lower performance) and 100 % for CWLMS-1/1 (higher performance).

On the other hand, for complexity reduction and performance degradation evaluation, we also limit the performances between the case of no FIR filtering process is done (100 %) and the case of no complexity reduction is employed (CWLMS-1/1) for 0 %. We can notice clearly that the compromises between the complexity reductions 50%, 75% and 87.5% and performance degradations 0.17%, 0.26% and 5.04% respectively contain some gains using the proposed implementation which make them the most suitable for wireless sEMG electrodes. The standard deviation $\bar{\eta}$ of the mean coherences \overline{Coh} reveals that all algorithms nearly have the same deviation versus 100 different ECGs artifacts excluding the RLS which shows more sensibility, however this isn't enough significant to affect the stability of the obtained results.

The simplicity of the proposed implementation makes it more interesting in future surface electromyography applications due to its simple FPGA circuit implementation in the wireless sEMG electrodes.

Tableau 3-2 The Mean Coherence for Different Algorithms.

Algorithm	\overline{Coh}	$\bar{\eta}$	FIR Complexity reduction	Filtering Performance degradation
RLS	0.8918	0.0066	-	-
LMS	0.8836	0.0019	-	-
No FIR filtering	0.7905	0.0039	100 %	100 %
CWLMS-1/1	0.9054	0.0019	0 %	0 %
CWLMS-1/2	0.9052	0.0027	50 %	0.17 %
CWLMS-1/4	0.9051	0.0027	75 %	0.26 %
CWLMS-1/8	0.8996	0.0023	87.5 %	5.04 %

IV. Conclusion

Wavelet compression based technique for reducing the complexity of filtering is introduced in this paper. The DWT is a very effective technique in field of biomedical signal processing; it can be used as a performance optimization tool in adaptive filtering and a computational complexity reducing method of the sEMG filtering process or any frequency partial overlapped noisy signals, like in EEG or ECG signals filtering. Its efficiency was proved for 100 realizations of different ECG signals according to Monte Carlo simulations.

Chapitre 4 - Adaptive Block SSA Based ANC Implementation for High Performances ECG Removal From sEMG Signals

4.1 Avant-propos

Intitulé en français « Une implémentation ANC basée sur l'analyse singulière spectrale par bloc pour une séparation efficace du ECG d'un sEMG ».

Les auteurs de cet article sont Mohamed El Fares Djellatou, Daniel Massicotte et Mounir Boukadoum. Il a été soumis dans la 35e IEEE conférence canadienne en génie électrique et génie informatique [IEEE CCECE 2014], qui aura lieu à Toronto, Ontario, en Canada, entre 5-8 mai 2014.

Tous les travaux de recherches qui ont mené à l'écriture de cet article ont été faits dans le laboratoire des signaux et systèmes intégrés (LSSI), Département de génie électrique et génie informatique, en collaboration avec la département de chiropratique de l'UQTR (Signaux Biomédicaux), Université du Québec à Trois-Rivières et la département d'informatique de l'université du Québec à Montréal.

4.2 Résumé

Cette étude s'adresse à l'annulation de l'électrocardiogramme ECG des signaux sEMG, On décrit une technique adaptative d'annulation de bruit (ANC) qui repose sur l'analyse spectrale singulière (en anglais, Block Singular Spectrum Analysis ou BSSA), afin d'améliorer les performances de filtrage des signaux neuromusculaires.

La méthode proposée se base sur le filtrage des valeurs propres correspondant à chaque bloc d'entrée, au lieu du filtrer ce dernier. Donc, l'étape de regroupement de la technique SSA est remplacée par ce processus de filtrage, selon la minimisation du gradient d'erreur d'estimation.

En utilisant des signaux semi-artificiels, nous démontrons que l'implémentation de la technique proposée par l'algorithme du gradient stochastique (LMS) offre des performances de filtrage plus élevées (0,9331 ; 5,2 %) selon les métriques de cohérence et de cohérence relative respectivement que d'autres implémentations standards (sans décomposition singulière du spectre) comme ANC-RLS (0,9274 ; 4.55 %) et ANC-LMS (0.9237 ; 4.13 %).

L'évaluation temporelle en utilisant la racine de la moyenne quadratique (RMS) de l'erreur vient de consolider les performances obtenues par la technique proposée (0.2562) par rapport aux autres algorithmes standards comme le RLS (0.4328) et le LMS (0.5816).

Les résultats de simulation en utilisant des signaux réels acquis dans le laboratoire GRAN du département de Chiropratique de l'UQTR, confirment l'annulation du bruit par la méthode proposée soit dans le domaine temporel ou fréquentiel.

Paper 2 M. F. Djellatou, D. Massicotte and M. Boukadoum, "Adaptive Block SSA Based ANC Implementation for High Performances ECG Removal from sEMG Signals," in *27th IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering (CCECE)*, Toronto, Canada, May 4-7 2014.

ADAPTIVE BLOCK SSA BASED ANC IMPLEMENTATION FOR HIGH PERFORMANCES ECG REMOVAL FROM SEMG SIGNALS

Mohamed El Fares Djellatou¹, Daniel Massicotte¹ and Mounir Boukadoum²

¹Université du Québec à Trois-Rivières, Dep. Electrical and Computer Engineering, LSSI

Email: {mohamed.el.fares.djellatou, daniel.massicotte@uqtr.ca}

²Université du Québec à Montréal, Dep. Computer Science

Email: boukadoum.mounir@uqam.ca

Abstract

This study addresses electrocardiogram (ECG) pulses removal from surface electromyography (sEMG) recordings. We describe a block singular spectrum analysis based adaptive noise canceler (BSSA-ANC) in order to enhance the filtering performance of sEMG signals. The proposed method distinguishes itself by adapting the eigenvalues of every input block data, using an adaptive noise canceling (ANC) filter based on error gradient minimization, during the grouping stage of the well-known SSA technique. Using semi-artificially prepared signals, we demonstrate that the least mean square (LMS) when combined with the proposed technique provides higher filtering performances than with standard mean. The simulation results using real world data confirm the improved noise rejection obtained with the proposed method.

Keywords

Singular value decomposition; B-SSA adaptive filtering; ECG pulses cancellation; Adaptive noise cancellation; EMG filtering.

I. Introduction

Surface electromyography (sEMG) is a powerful non-invasive technique used in muscle pathophysiological studies, clinical treatments and rehabilitations; it measures the actions potentials emitted by the relevant motor units during muscles contraction.

sEMG recordings are frequently subject to contamination. While most external noises can be avoided by a correct placement and isolation of the sEMG electrodes [84], artifacts from human sources are difficult to avoid. The electrocardiographic signals (ECG) are considered the most common artifact source contaminating the sEMG signals, especially when recording from diaphragmatic or trunk muscles [85]. As a result, the analysis and interpretation of sEMG to extract accurate information without a prior filtering is difficult if not impossible in some cases.

Several research efforts aiming to optimize the correctness of information retrieved from sEMG recordings have been undertaken in the past 3 decades. One early solution to filter out the ECG contamination was the use of an analog Butterworth high-pass filter with 30 Hz cutoff frequency [50]. Another technique with lower sEMG distortion, the gating method [51], has been the simplest method for QRS pulses cancelling. However, either approach leads to discarding some useful sEMG information, due to the frequency and time overlapping between sEMG and its ECG contamination.

Therefore, more sophisticated filtering approaches were attempted in the hope of improved ECG rejection performance. These include independent component analysis (ICA) [64], Neural-ICA [70] and Wavelet-ICA [86] approaches.

Singular spectrum analysis (SSA) [87], [88] is a powerful tool to separate additive components of time series recorded from a single source [89]. Its effectiveness was proved in many fields such as meteorology, geophysics, economics, medicine and electronics. However, it has a shortcoming in the requirement to know the subspace of the desired signal. This identification is usually impossible for biomedical signals since they are not known a priori.

The adaptive line enhancer (ALE) is a special adaptive noise canceller [9], that relies on a delay element and a linear predictor, based on error minimization to separate periodic or quasi-periodic narrowband component from wideband Gaussian signal.

A novel SSA-based ALE was proposed in [71] to adaptively choose the ECG subspace components based on periodicity prediction by the ALE. This technique exploits the full eigenspectrum of the embedding matrix, which enables the ALE to even predict wideband periodic signals buried in non-Gaussian noise. The method showed better performance than the basic ALE for human forearm sEMG signals denoising. However, in the case of periodic sEMG signals such as diaphragmatic muscle activities, the use of ALE could discard even the quasi-periodic components of the sEMG signal.

This work also focuses on using ANC to separate an interfering signal from a signal of interest when both have overlapping spectra [79], [90]. The most popular algorithms used to implement ANC are based on least mean-squares (LMS) and recursive least squares (RLS) error minimization. The RLS algorithm shows higher performance in comparison to LMS, but it has a higher computational complexity [79]. In this paper, we propose a block singular spectrum analysis based adaptive noise canceler (BSSA-ANC).

In this paper, we propose a block singular spectrum analysis based adaptive noise canceler (BSSA-ANC). This method distinguishes itself by the use of a second sEMG channel, correlated to the ECG contamination and recorded directly above the heart, used to guide the ECG removal process. On top of that, the block factor was introduced to reduce the high computational complexity caused by the matrix operations in SSA.

The balance of this paper is organized as follows: Section II summarizes the concept of the proposed BSSA based ANC structure, while Section III shows the simulation results and demonstrates the gain obtained from the proposed method, Section IV draws the important conclusions of this research.

II. Methods and Techniques

A. *The Concept of ANC structure*

Adaptive Noise Cancelling (ANC) is aiming to remove, through an adaptive estimation, the additive noise $y[m]$ (ECG artifact), affecting a desired signal $s[m]$ (ECG-free sEMG), from a primary input $z[m]$ (ECG-contaminated sEMG) described as:

$$z[m] = s[m] + y[m] \quad (4.1)$$

where $m = 1, 2, \dots, M$, M being the number of samples.

Figure 4.1 summarizes the ANC process, starting from a noise-correlated reference signal $r[m]$ fed into a FIR filter, the filter coefficients are regularly updated to minimize the error in the estimate $\hat{s}[m]$ of the desired noise-free signal given at the output of the ANC structure. LMS minimization is often used for the purpose.

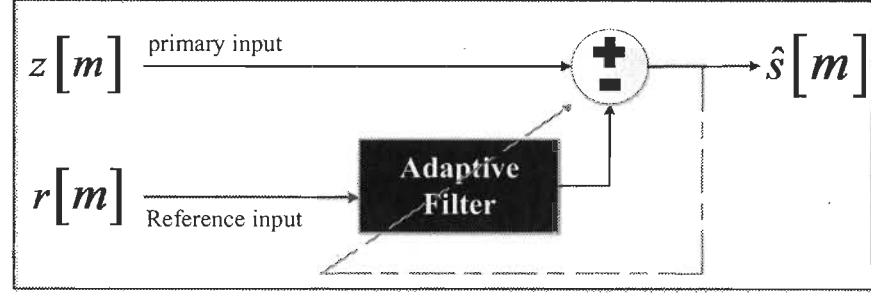


Figure 4.1 The block diagram of the LMS based ANC structure.

B. The proposed BSSA-ANC structure

The proposed method is decomposed into the following stages.

1) Inputs block mapping:

First, we segment both primary and reference inputs into K concatenated blocks of size L ($L \ll M$). Let $k=1,2,\dots,K$ be an integer limited by the upper bound K corresponding to the maximum blocks number, $K = \lfloor M/L \rfloor$ with $\lfloor \bullet \rfloor$ yielding the integer part.

The k^{th} block of the reference input $r[m]$ is a vector \mathbf{r}^k defined as:

$$\mathbf{r}^k = \begin{bmatrix} r_1^k, r_2^k, r_3^k, \dots \end{bmatrix} \quad (4.2)$$

$$\mathbf{r}^k = [r[1+(k-1)L], r[2+(k-1)L], \dots, r[kL]]$$

Similarly, the k^{th} block of the primary input $z[m]$ is a vector \mathbf{z}^k such that:

$$\mathbf{z}^k = [z_1^k, z_2^k, z_3^k, \dots, z_L^k] \quad (4.3)$$

Before feeding the reference signal into the SSA structure, we concatenate each k^{th} block with its adjacent previous $(k-1)^{th}$ block in order to generate the same number of

double size macro-blocks, sharing one block overlapping for every pairs of adjacent macro-blocks, i.e. the block \mathbf{r}^k is concatenated with \mathbf{r}^{k-1} to give the k^{th} macro-block of size $2L$.

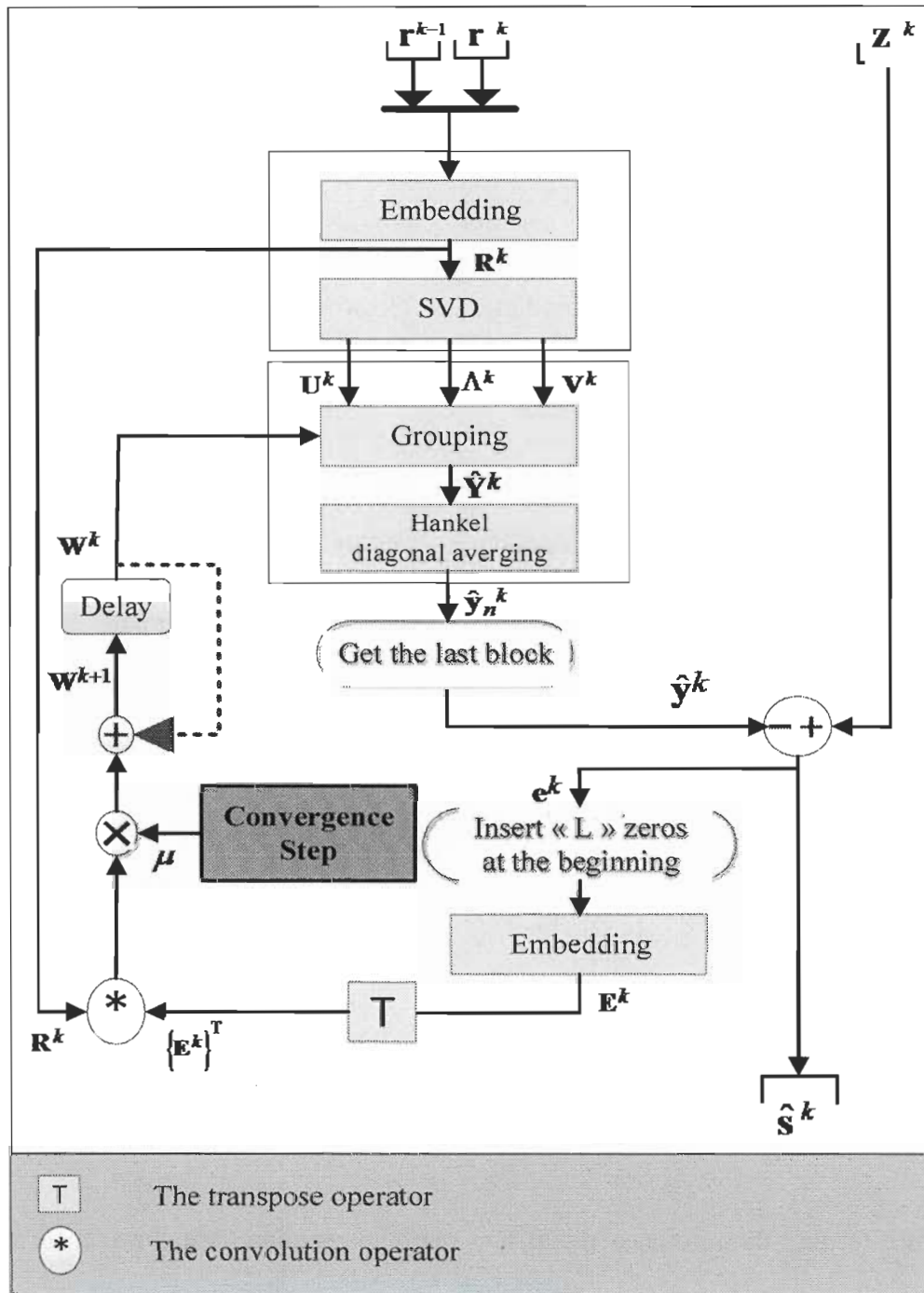


Figure 4.2 The block diagram of the proposed BSSA-ANC structure.

2) The SSA decomposition

The embedding step: In this step we transform the k^{th} macro-block yielded from the previous step into a sequence of multi-dimensional lagged vectors, called the trajectory matrix \mathbf{R}^k , defined in (4), and characterized by a window length A , corresponding to the columns size where $1 < A < 2L$, and a row size of B , where $B = 2L - A + 1$.

$$\mathbf{R}^k = \begin{bmatrix} r_1^k & r_2^k & \dots & r_b^k & \dots & r_B^k \\ r_2^k & r_3^k & & \dots & & r_{B+1}^k \\ \vdots & \vdots & & & & \\ r_a^k & \vdots & & \ddots & & \vdots \\ \vdots & & & & & \\ r_A^k & r_{A+1}^k & & \dots & & r_{2L}^k \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

The trajectory matrix is a Hankel matrix, i.e. it has equal elements along its positive-slope diagonals.

▪ The SVD decomposition

The singular value decomposition (SVD) is carried out for the trajectory matrix \mathbf{R}^k , as shown in Figure 5.2.

Let $\mathbf{C}_R^k = \mathbf{R}^k \{\mathbf{R}^k\}^T$ be the covariance matrix, $\{\bullet\}^T$ being the transpose operator. Denote $\lambda_1^k, \lambda_2^k, \dots, \lambda_a^k, \dots, \lambda_A^k$ the eigenvalues of \mathbf{C}_R^k in decreasing order of magnitude and $\mathbf{u}_1^k, \mathbf{u}_2^k, \dots, \mathbf{u}_a^k, \dots, \mathbf{u}_A^k$ the corresponding eigenvectors, also called the left singular vectors.

According to the definition of SVD from [89], the trajectory matrix is represented as the sum of rank-one orthogonal elementary trajectory matrices (4.5).

$$\mathbf{R}^k = \sum_{a=1}^d \mathbf{R}_a^k = \sum_{a=1}^d \sqrt{\lambda_a^k} \mathbf{u}_a \{\mathbf{v}_a\}^T \quad (4.5)$$

Where $\mathbf{v}_a = \{\mathbf{R}^k\}^T \mathbf{u}_a / \sqrt{\lambda_a}$ is the right singular vectors of \mathbf{C}_R^k , and $d = \max(a, \text{ such that } \lambda_a > 0)$.

The main results of the SVD decomposition step are the eigentriples $(\lambda_a, \mathbf{u}_a, \mathbf{v}_a)$.

3) The SSA reconstruction

The grouping step: This procedure differs from that of the basic SSA. Therefore, we can call it the eigenvalues adaptation step.

First, let \mathbf{W}^k be the $A \times A$ tap weights matrix, initially fixed as an identity matrix. the new adapted singularvalues form a diagonal matrix $\mathbf{\Pi}^k$ described in (4.6), where \mathbf{I} is an identity matrix of the same size as \mathbf{W}^k , used to guarantee that $\mathbf{\Pi}^k$ remains a diagonal matrix during updates process, and « \circ » represents the Hadamard product operator.

$$\mathbf{\Pi}^k = \left(\mathbf{W}^k \sqrt{\Lambda^k} \right) \circ \quad (4.6)$$

Denote $\hat{\mathbf{Y}}^k$ the noise estimation matrix computed in (4.7), following the same architecture of the trjectory matrices defined in (4.4).

$$\hat{\mathbf{y}}^k = \mathbf{U}^k \mathbf{\Pi}^k \{\mathbf{Y}^k\}^T \quad (4.7)$$

Hankel diagonal averaging step: This is the last step in the SSA technique, aimed to transform the trajectory matrix of the estimated ECG contamination $\hat{\mathbf{Y}}^k$ into the k^{th} macro-block $\hat{\mathbf{y}}_n^k$ of length $2L$, according to (4.8).

Let $max = \max(A, B)$, $min = \min(A, B)$ and n is the series of integers limited by $1 \leq n \leq 2L$ and p is an integer.

$$\hat{\mathbf{y}}_n^k = \begin{cases} \frac{1}{n} \sum_{p=1}^n \hat{\mathbf{Y}}_{p, n-p+1}^k & \text{for } 1 \leq n \leq min \\ \frac{1}{min} \sum_{p=1}^{min} \hat{\mathbf{Y}}_{p, n-p+1}^k & \text{for } min \leq n \leq max \\ \frac{1}{2L-n+1} \sum_{p=n-max+1}^{M-max+1} \hat{\mathbf{Y}}_{p, n-p+1}^k & \text{for } max \leq n \leq 2L \end{cases} \quad (4.8)$$

▪ *Noise Subtraction Step*

We get the last block of $\hat{\mathbf{y}}_n^k$ macro-block, noted $\hat{\mathbf{y}}^k$. Then, it is subtracted from the primary input block \mathbf{z}^k defined in (4.3).

As a result, an estimation of the sEMG signal $\hat{\mathbf{s}}^k$ is obtained, representing also the estimation block error, depicted in (4.9), and which should be minimized according to the ANC technical concepts during its filtering process.

$$\mathbf{e}^k = \hat{\mathbf{s}}^k = \mathbf{z}^k - \hat{\mathbf{y}}^k \quad (4.9)$$

- *Filter coefficients update step*

We start by inserting L zeros block at the beginning of the error estimation block \mathbf{e}^k . The result is going to be embedded exactly the same way as in block mapping part, in order to produce a trajectory matrix of error estimation \mathbf{E}^k .

Finally, the tap weights matrix \mathbf{W}^k is updated once every L input sample according to LMS error minimisation (4.10), where μ is the convergence step size.

$$\mathbf{W}^{k+1} = \mathbf{W}^k + \mu \mathbf{R}^k \left\{ \mathbf{E}^k \right\}^T \quad (4.10)$$

III. Simulation Results

To evaluate the proposed LMS implemented BSSA-ANC, we have compared it with other conventional algorithms like ANC-LMS and ANC-RLS. Semi-artificial and real signals are used in order to fulfill this evaluation.

A. Semi-artificial signals

A precise evaluation of our method is impossible using real signals, since the desired signal $s[m]$ is not known a priori. Therefore, the semi-artificial signals prepared in [79] from real signals, corresponding to diaphragmatic sEMG were used, shown in figure 4.3.

For the ECG artifact, in order to generalize the obtained evaluations, we simulated all results for 100 realizations using a random beat rate between [60, 100] beats/min and randomly fluctuating QRS amplitudes and R-R intervals by up to 10% in every realization.

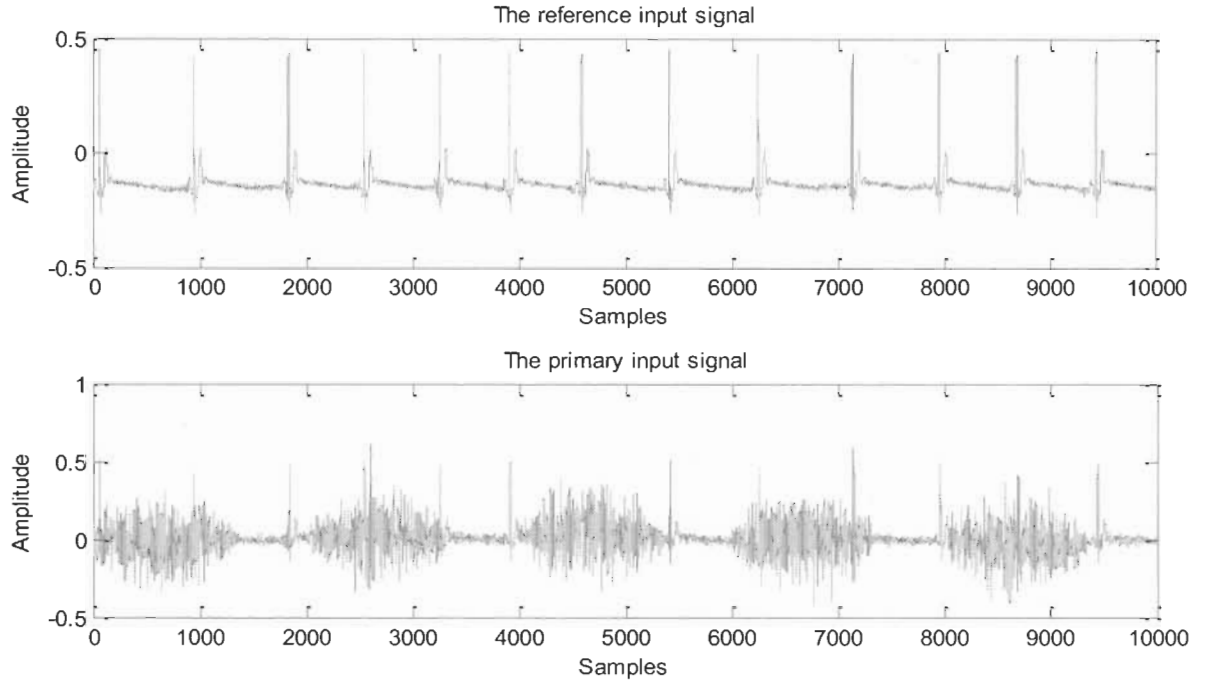


Figure 4.3 The semi-artificial signals used in simulation, $r[m]$ and $z[m]$ respectively.

All simulations are realized based on the model of semi-artificial signals described in [79]; only the linear case is used in this study at 35 dB of SNR, which is the closest to the real signals. The simulation parameters shown in Tableau 4-1 were selected empirically according to their best performance.

Tableau 4-1 Parameter Values Of Used Algorithms.

BSSA-ANC (LMS)		RLS		LMS	
L	100	L	30	L	30
A	75	μ	0.3		
μ	0.05	λ	0.999	μ	0.09

For instance, the BSSA-ANC is characterized by the block length L and SSA window length A and the convergence step size μ , as shown in Tableau 4-1. For LMS and RLS algorithms, L and μ correspond to the FIR filter size and the convergence step size, λ is the forgetting factor used only in the RLS algorithm.

The performances comparison of these algorithms can be done in many ways. However, the most used metric in biomedical signal processing is the coherence function between the desired sEMG $s[m]$ and its estimation at the output of the ANC structure $\hat{s}[m]$ according to [79]. It is defined as:

$$Coh[u] = \frac{|P_{s,\hat{s}}[f]|^2}{P_s[f] P_{\hat{s}}[f]} \quad (4.11)$$

where $P_{s,\hat{s}}[f]$, $P_s[f]$, $P_{\hat{s}}[f]$ are respectively the cross-spectral density and the auto-spectral densities of $s[m]$ and $\hat{s}[m]$, and $f = 0, 2, 4, \dots, 500\text{Hz}$ (represents the frequency range). As the coherence $Coh[f]$ is much closer to 1, the filtering process is closer to perfection.

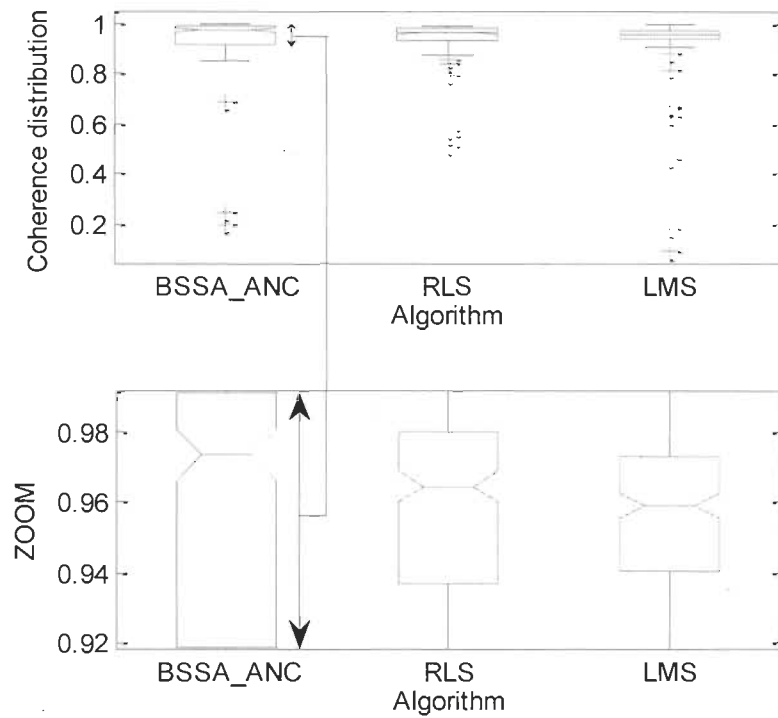


Figure 4.4 Performance comparison between BSSA-ANC, RLS and LMS in terms of coherence distribution around the median.

Figure 4.4 shows the boxplots (ANOVA) of the obtained frequency coherence distribution and its median value (line in the middle). We can observe, using zoom, the increase of coherence median value when combining the BSSA with the ANC-LMS structure, in comparison to ANC-LMS alone or ANC-RLS algorithms. However, we note that our proposed method, BSSA-ANC, shows a higher variability in coherence around the median value comparing to ANC-LMS and ANC-RLS.

This optimization in performance was the result of inputs pre-whitening using the singular spectrum analysis decomposition before the ANC filtering process. The SSA decomposes any time series into many relevant additive time series corresponding to

orthogonal subspaces [89], which facilitated the optimal coefficients research by increasing the convergence rate.

The numerical comparison is summarized in Tableau 4-2 between different algorithms and implementations. Where the variable \overline{Coh} used for comparison in Tableau 4-2 is the mean of coherence values (shown in Figure 4.4) corresponding to every frequency “ f ”, defined as:

$$\overline{Coh} = \frac{1}{F_{\max}} \sum_{f=0}^{F_{\max}} Coh[f] \quad (4.12)$$

where $Coh[f]$ is the coherence function defined in (11), and F_{\max} is the maximum frequency used, 500 Hz in our case.

Tableau 4-2 provides also the relative coherence δ_{Coh} defined in (13), and the relevant standard deviations σ of the 100 different ECG artifact simulations.

$$\delta_{Coh} = \frac{\overline{Coh} - \overline{Coh}_{No-Filtering}}{\overline{Coh}_{No-Filtering}} \times 100 \quad (4.13)$$

Tableau 4-2 The Mean Coherence for Different Algorithms.

Algorithm	\overline{Coh}	σ	δ_{Coh}
BSSA-ANC (LMS)	0.9331	± 0.0061	5.2 %
RLS	0.9274	± 0.0067	4.55 %
LMS	0.9237	± 0.0071	4.13 %
No filtering	0.8870	± 0.0079	0%

The evaluation in the time domain is done by computing the relative root mean-square error $\bar{\eta}_{err}$, depicted in (14). The comparative results for 10000 samples and their standard deviations σ for the 100 ECG artifact simulations, are summarized in Tableau 4-3.

$$\bar{\eta}_{err} = \frac{1}{100} \sum_{i=1}^{100} \frac{\|s[m] - \hat{s}[m]\|}{\|s[m]\|} \quad (4.14)$$

where $\|\bullet\|$ represents the operator norm.

Tableau 4-3 Temporal Evaluation for Different Algorithms.

Algorithm	$\bar{\eta}_{err}$	σ
BSSA-ANC (LMS)	0.2562	± 0.0079
RLS	0.4328	± 0.0092
LMS	0.5816	± 0.0098

As shown by the obtained results in Tableau 4-2, the relative mean error yielded from BSSA-ANC filtering is smallest when compared to LMS and RLS algorithms. We can also notice that the standard deviations have closed values.

B. Real Signals

In this experiment, we demonstrate the performance of the proposed BSSA-ANC using LMS error minimization with a real sEMG signal.

The signals acquisition was done at GRAN laboratory (chiropractic department, University of Québec at Trois-Rivières). The sEMG signal, sampled at $F_s = 1024\text{Hz}$, represents muscular responses to a force dose performed by a servo-controller, i.e. The sEMG sensors were placed close to thoracic vertebrae records muscular response while a linear motor applies a force directly to the spine [77].

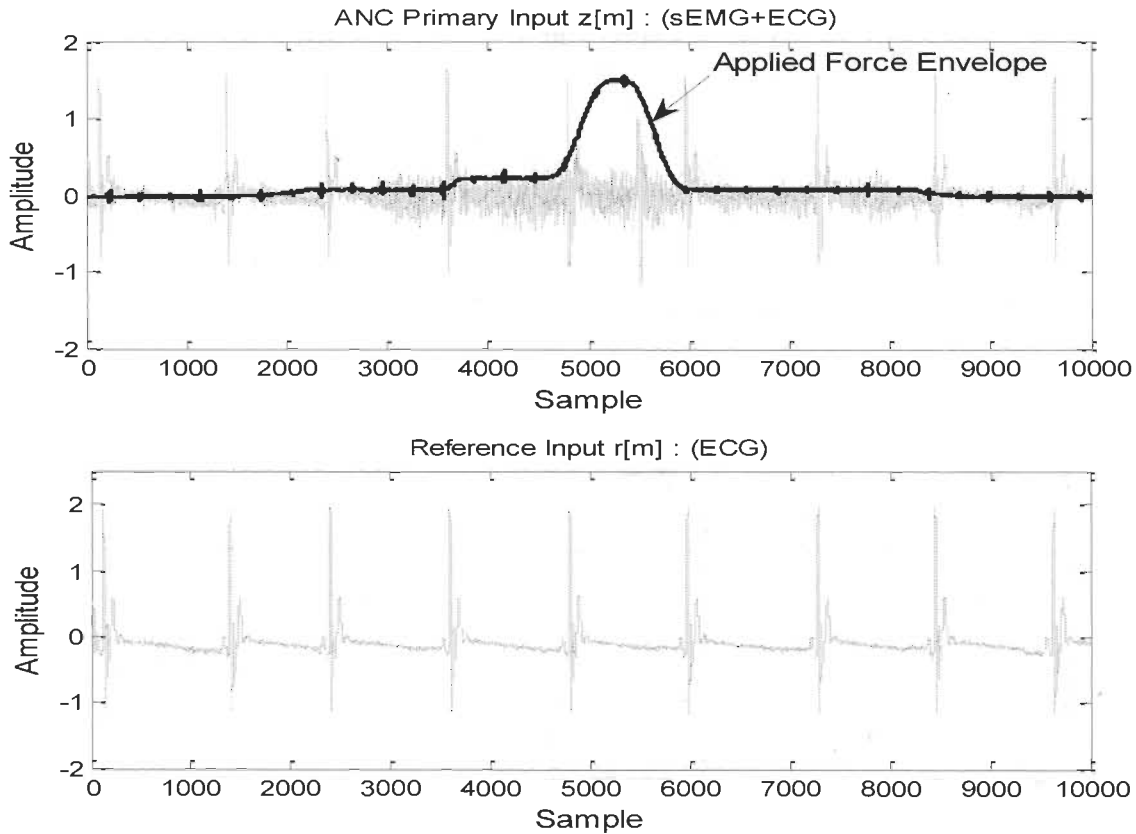


Figure 4.5 The real signals used in simulation in time domain, $z[m]$ and $r[m]$ respectively.

The result of simulation shown in Figure 4.6 for the estimated pure sEMG signal has clearly revealed that all ECG peaks were significantly reduced compared to the contaminated sEMG signal shown in Figure 4.5. Therefore, the applied force vs the sEMG amplitude is more easy to study and analyse.

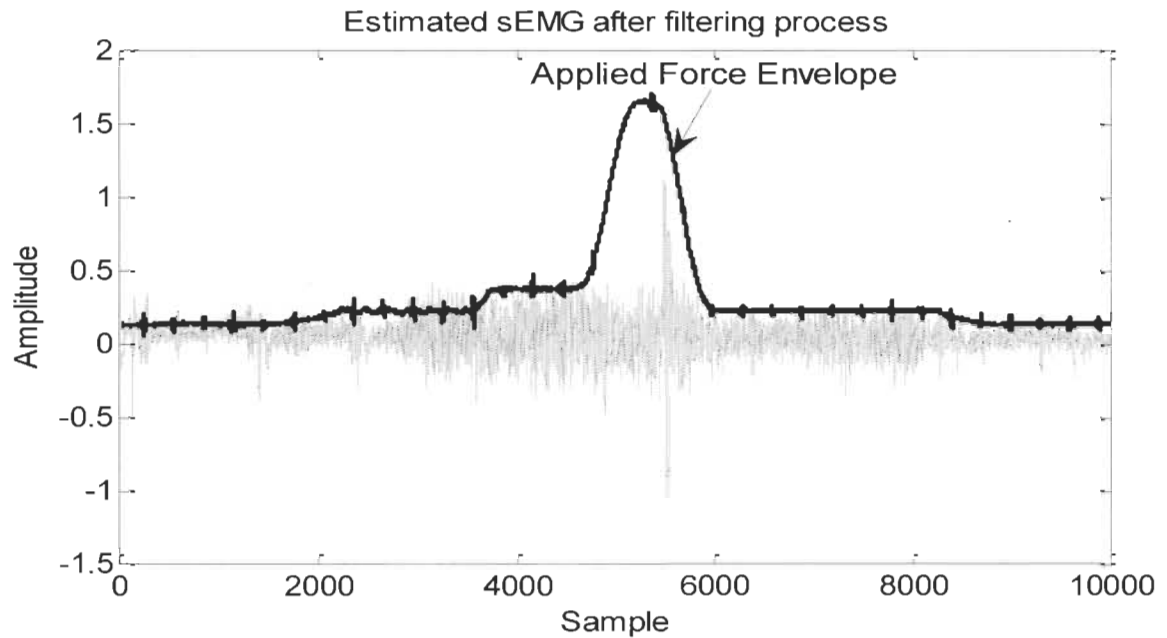


Figure 4.6 The estimated pure sEMG signal $\hat{s}[m]$ in time domain after the filtering process.

Their spectrum representations are shown in Figure 4.7, where the ECG relevant spectrum (low frequency 10-50 Hz) was reduced as a proof of ECG contamination reduction. We also observe that ECG reference spectrum is correlated with quantity of the cardioactivity discarded from the contaminated sEMG signal.

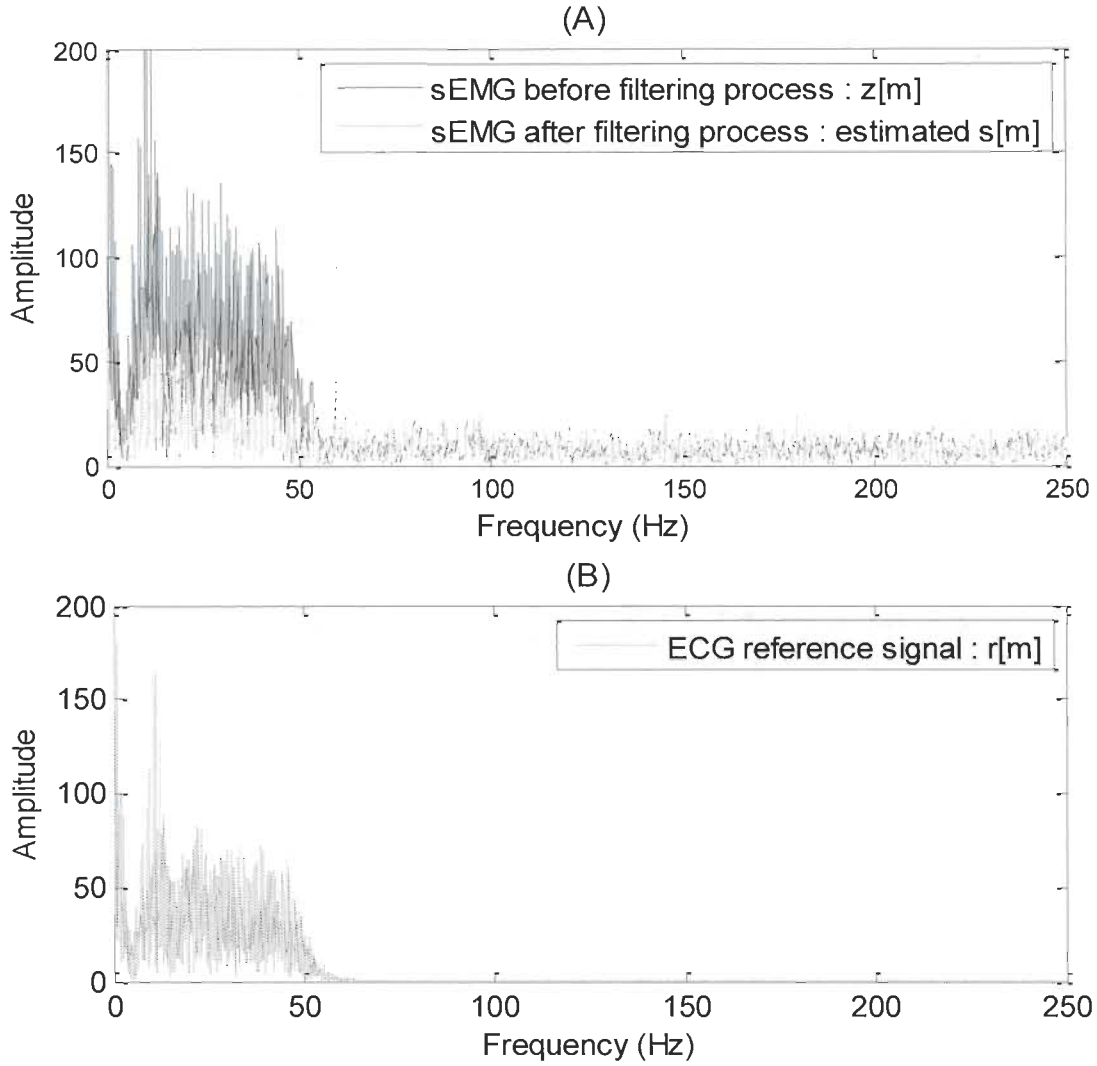


Figure 4.7 The spectrum of $z[m]$ and $\hat{s}[m]$.

IV. Conclusion

A block singular spectrum analysis based adaptive noise cancellation technique to enhance the removal of ECG interference affecting electromyography signals is introduced in this paper.

Better performance are demonstrated in comparison to the frequently used standard algorithms, LMS and RLS. The SSA technique is thus an effective technique as a

performance optimization tool in adaptive filtering. Moreover, it can be employed for filtering process of any frequency and time overlapped noisy signals, like in EEG or ECG signals filtering.

V. Acknowledgment

The authors wish to thank the National Sciences and Engineering Research Council of Canada (NSERC) and the Microsystems Strategic Alliance of Quebec (ReSMiQ) for its financial supports, we would thank also Mr. François Nougrou and The GRAN laboratory (Chiropractic Department, Université du Québec à Trois-Rivières, Quebec, Canada) for the real sEMG signals.

Chapitre 5 - Enhanced FBLMS Algorithm for ECG and Noise Removal From sEMG Signals

5.1 Avant-propos

Intitulé en français « Un filtre FBLMS amélioré pour l'annulation du ECG et le bruit dans un signal sEMG ».

Les auteurs de cet article sont Mohamed El Fares Djellatou, François Nougrou et Daniel Massicotte. Il fut présenté dans la 18e conférence IEEE internationale du traitement de signal numérique [IEEE DSP 2013], qui a eu lieu à l'île de Santorin en Grèce, entre 1-3 juillet 2013.

Tous les travaux de recherches qui ont mené à l'écriture de cet article ont été faits dans le laboratoire des signaux et systèmes intégrés (LSSI), Département de génie électrique et génie informatique, sauf l'acquisition du signal sEMG réel qui a été faite dans le laboratoire du groupe de recherche sur les affections neuro-musculo-squelettiques (GRAN) du département de chiropratique par François Nougrou, Université du Québec à Trois-Rivières.

5.2 Résumé

Dans ce papier, on a proposé une amélioration de l'algorithme du gradient stochastique à bloc fréquentiel (en anglais, *FBLMS* ou *Frequency Block Least mean squares*). Le nouvel algorithme appelé en anglais Dual adaptive FBLMS ou DA-FBLMS est plus résistant aux bruits qui peuvent influencer le signal sEMG d'intérêt.

En se basant sur des signaux semi-artificiels et la technique ANC pour l'évaluation de performances, notre algorithme proposé se distingue en premièrement par l'utilisation d'une méthode itérative, caractérisée par un nombre variable de mises jour de chaque bloc selon l'erreur moyenne du bloc ; et deuxièmement par un pas adaptative guidé par un détecteur de QRS et l'erreur moyenne du bloc.

Les résultats de simulation prouvent que l'algorithme proposé est plus performant pour l'annulation des contaminations en comparaison aux algorithmes RLS et FBLMS classiques, pour toute la plage [5, 25 dB] de SNR correspondant à la quantité du signal désiré par rapport au bruit externe, selon la métrique de cohérence. On constate aussi que l'augmentation du nombre d'adaptations de chaque bloc est privilégiée dans le cas d'un faible SNR, par exemple le DA-FBLMS (2/8) offre une valeur de cohérence de 0.7236 pour un SNR de 5dB, dépassant le DA-FBLMS (2/6) et DA-FBLMS (2/4) caractérisés par des cohérences de 0.7167 et 0.7090 respectivement. Tant que la diminution du nombre d'adaptations est meilleure dans le cas de faible quantité de bruit externe (SNR plus grand).

L'utilisation d'un pas de convergence adaptatif contrôlé par un détecteur de pics QRS offre une meilleure performance par rapport à l'usage d'un pas fixe selon les résultats de simulation basés sur la cohérence comme une métrique de comparaison, sachant que chaque simulation comporte 100 réalisations caractérisées par différentes contaminations cardiaques.

Paper 3 M. F. Djellatou, F. Nougrou and D. Massicotte, "Enhanced FBLMS Algorithm for ECG and Noise Removal From sEMG Signals," in *18th IEEE International Conference on Digital Signal Processing (DSP)*, Santorini, Greece, July 1-3 2013.

ENHANCED FBLMS ALGORITHM FOR ECG AND NOISE REMOVAL FROM SEMG SIGNALS

Mohamed El Fares Djellatou, François Nougrou, and Daniel Massicotte

Université du Québec à Trois-Rivières, Electrical and Computer Engineering
Department C.P. 500, Trois-Rivières, Québec, Canada, G9A 5H7

Laboratory of signals and systems integration (LSSI)

{Mohamed.El.Fares.Djellatou, Francois.Nougrou, Daniel.Massicotte}@uqtr.ca}

Abstract

In this paper, we proposed a Dual-adapted Fast Block Least Mean Squares algorithm (DA-FBLMS) to remove electrocardiogram (ECG) and noise contaminations from surface electromyography signals (sEMG). Based on an adaptive noise cancelation (ANC) structure and artificial input signals, the ANC integrated proposed algorithm distinguishes itself by the use of an iterative method characterized by a varying number of updates for every different input block, combined with an adaptive step size guided by a QRS detector and the average error of the corresponding input block. The simulations demonstrate that the proposed DA-FBLMS algorithm presents better performances during the contaminations cancellation compared to a recursive least squares algorithm (RLS) and classic FBLMS algorithm, especially in noisy and high distortion environments.

Keywords

Frequency domain update; adaptive block's number of updates; adaptive step size; DA-FBLMS algorithm; ECG cancellation; Adaptive noise cancellation; EMG filtering.

I. Introduction

Surface electromyography (sEMG) is a powerful non-invasive technique with application prospects in many areas, of which muscle fatigue assessment to explain this physiological deficiency and give solutions for its relevant clinical problems such as low back pain [91]. Indeed, the sEMG frequency information conveyed by its instantaneous median frequency (IMDF) and instantaneous mean frequency (IMNF) [92] is significantly associated with the clinical assessment of trunk muscles impairment in patients with low back pain (LPB), and these indicators have been shown indispensable to determine before any direct intervention through physical rehabilitation. The knowledge of temporal parameters such as the root mean square (RMS) values of the sEMG recordings is also useful, but it is not as precise to help diagnose LBP, where amplitude abnormality is the only symptom observed in the recordings. Hence, it can only complement the spectral parameters for improved global diagnosis [93].

Unfortunately, the recorded sEMG signal, from which the indicator values are derived is often subject to contaminating interferences that hamper the evaluation of the spectral and amplitude sEMG information. The electrocardiogram (ECG) signal is the most common and difficult to discard, especially when recording from the trunk muscles [85]. Therefore, many signal-processing techniques have been proposed to remove the ECG contamination over the

last three decades. The early works proposed using high-pass filters with 30 Hz cutoff frequency [50] or the gating method [51]. However, useful sEMG information is also discarded by these techniques, due to the frequency and time overlapping between the sEMG and its ECG interference.

More sophisticated filtering approaches were also attempted in the hope of improved ECG rejection. Such is the case of the adaptive noise canceller (ANC), which employs a secondary sEMG channel recorded above the heart to guide the ECG removal process. The most popular algorithms used to implement the ANC are based on least mean-squares (LMS) [79] and recursive least squares (RLS) [61] error minimization. The focus on using ANC is due to its steadier performance in comparison to other recently-introduced techniques like independent component analysis (ICA) [85] or empirical mode decomposition (EMD) [94].

Recently, efficient algorithms, such as the DA-FBLMS filter [79], were introduced in order to obtain more precise spectral parameters for defining the type of LBP. However, although the DA-FBLMS offers good performance, it suffers from many factors to set or initialize.

This paper presents a hybrid filter, called Time-Frequency Block Least Mean Squares (TFBLMS) that performs filtering in both time and frequency domains. More precisely, it can be seen as a composite transform filter based on the Stationary Wavelet Transform (SWT) and the Fast Fourier Transform (FFT), adapted with ANC error gradient minimization to obtain reliable sEMG spectral and temporal parameters. Our simulation results show that this new filtering structure offers better performance than the alternative filters used for comparison.

The balance of this paper is organized as follows: Section II summarizes the necessary theoretical background, while Section III shows the simulation results and demonstrates the gain obtained from the proposed method, Section IV draws the important conclusions of this research.

II. Signals preparation–EMG, ECG and Noise models

A. sEMG Signal Model

The basic sEMG signal model originally proposed by [76] allows generation of simulated sEMG raw data. This generation is based on the filtering of a white noise signal with a normal distribution using a filter with the appropriate spectral transfer characteristics, which can be extracted from a real sEMG using an Auto-Regressive system according to BURG's method. Note that those real sEMG were recorded in GRAN laboratory (Chiropractic department, Université du Québec à Trois-Rivières) at a sampling frequency of 1024 Hz. Afterwards, the filter's output signal will be modulated to give our modeled signal, called $s[m]$ in Figure 5.1 for $m=1,2,...,M$, the respiratory muscles sEMG shape, which is based on the periodicity of two segments, the inspiration and the expiration fragments [76], where $M=10000$ is the size of all signals.

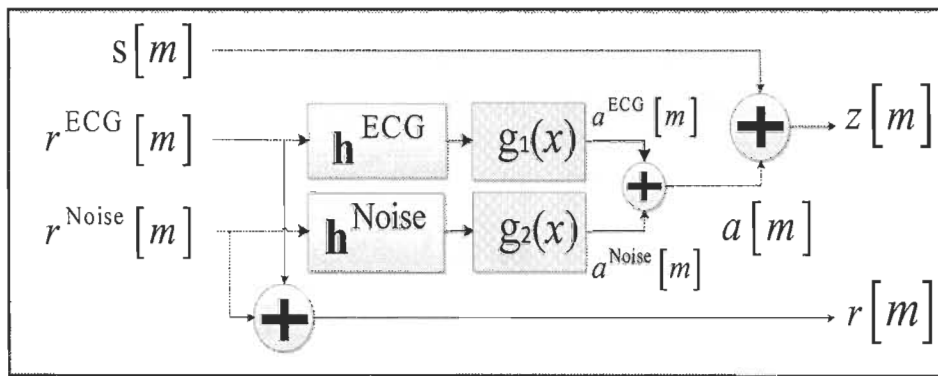


Figure 5.1 The block diagram for signals Model.

B. ECG Signal Model

The ECG signal noted in Figure 5.1, $r^{\text{ECG}}[m]$ is constructed on the basis of the periodicity of a time interval containing just the cardiac pulses P-QRS-T of a real recorded ECG signal. The recorded interval is randomly modified for many different intervals in term of signal amplitude by the multiplication with a random noise (its values are randomly distributed between 1 and 1.2), and also in term of the interval width by adding a random number of samples for every interval, and preserving at the same time the real ECG form. The modified intervals will be concatenated to construct the ECG signal of 10000 samples. This later also gets randomly a different beat rate limited between [60, 100 beats/min] for every new simulation.

C. ECG Artifact Signal Model

In this section and according to [76], the ECG artifact, $a^{\text{ECG}}[m]$ in Figure 5.1, is modeled by a distorted reference ECG signal, this distortion is divided into a linear and nonlinear deformations.

The linear distortion will be carried out using a linear FIR filter, its coefficients are defined by the vector \mathbf{h}^{ECG} , which corresponds to the tissue deformation along the propagation channel, resulting from the fact that the channels linking the heart to the recording sites are different.

In certain literature, the tissue is considered as a nonlinear channel [76], so it was required for us to add a nonlinear distortion to the output of the FIR linear filter above by calling the service of a composite nonlinear function illustrated in (5.1).

$$g_i(x) = \left(\frac{1}{1 + \exp(-k_i x)} - 0.5 \right) \gamma_i, \text{ with } i=1,2 \quad (5.1)$$

Where $g_1(\bullet)$ represent the non-linearity function which is limited between -0.5 and 0.5, x is the input signal to be distorted by the nonlinearity, k_1 is used to adjust the nonlinearity of the function. It is known from the real signals that $r^{\text{ECG}}[m]$ contains more electro-cardio activity compared to $a^{\text{ECG}}[m]$ because it is recorded on the chest directly above the heart, so using γ_1 as a magnitude controlling parameter is required to make sure that $a^{\text{ECG}}[m]$ mean magnitude is inferior than $r^{\text{ECG}}[m]$ mean magnitude to face up k_1 increasing effect on this later.

$$a^{\text{ECG}}[m] = g_1 \left(r^{\text{ECG}}[m] * \mathbf{h}^{\text{ECG}} \right) \quad (5.2)$$

Finally, the new ECG artifact signal is described by (5.2), where $*$ is the convolutional product.

D. Noise signal Model

The signals are often affected by some external noise, as an example, the electromagnetic noise released from the acquisition system. First we will model the reference noise using a random white Gaussian noise $r^{\text{Noise}}[m]$, then the noise affecting $s[m]$ is calculated in (5.3).

$$a^{\text{Noise}}[m] = g_2 \left(r^{\text{Noise}}[m] * \mathbf{h}^{\text{Noise}} \right) \quad (5.3)$$

Where $r^{\text{Noise}}[m]$, $a^{\text{Noise}}[m]$ and $\mathbf{h}^{\text{Noise}}$ are respectively the reference noise, the artifact noise and coefficients of the linear deformation due to the external channel linking the recording sites (primary and reference inputs), $g_2(\bullet)$ here is the same used in (5.1), but with different k_2 and γ_2 .

III. Proposed methods

A. ANC Technique Concept

Adaptive noise cancellation is an alternative technique of estimating and extracting a useful signal corrupted by additive interferences and noises. Its advantage lies in no *priori* estimate of the desired signal is required.

Interferences removal is facilitated when multiple sensors record the biomedical phenomenon simultaneously on different locations. The first location (primary input) and the second (reference input) should be as close as possible from the source of the noise-contaminated desired signal, and the source of the additive noise signal, $z[m]$, $r[m]$ in Figure 5.1, respectively. The block diagram of “ANC” is shown in Figure 5.2.

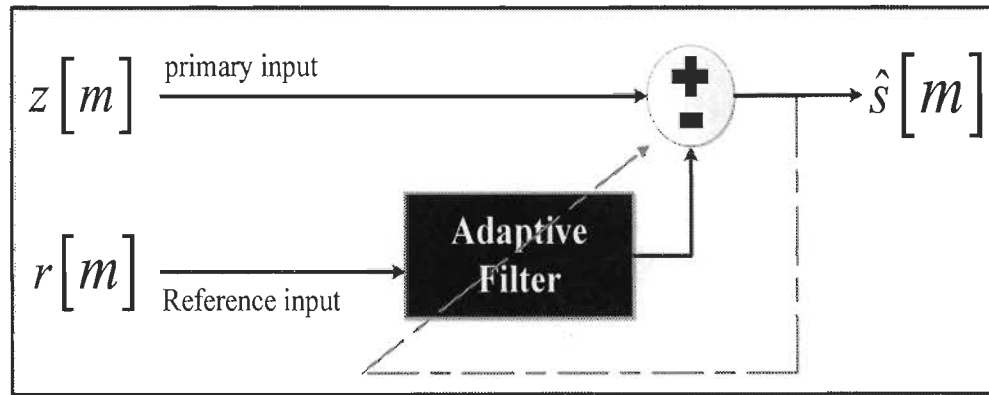


Figure 5.2 The block diagram for the ANC structure.

The input signals in Figure 5.2 are constructed in the following equations:

$$r[m] = r^{\text{ECG}}[m] + r^{\text{Noise}}[m] \quad (5.4)$$

$$a[m] = a^{\text{ECG}}[m] + a^{\text{Noise}}[m] \quad (5.5)$$

$$z[m] = a[m] + s[m] \quad (5.6)$$

where $r[m]$ corresponds to the reference input of the Adaptive Noise canceller, m is the sample number, $a[m]$ is the additive artifact contaminating the sEMG signal, and $z[m]$ represents the primary input to be filtered.

In the case of an ANC structure, the estimated sEMG $\hat{s}[m]$ is used to adapt the FIR filter coefficients.

B. Dual-Adapted FBLMS Algorithm (DA-FBLMS)

The algorithm used in Figure 5.2 is Dual-Adapted FBLMS, which is an enhanced version of traditional FBLMS, so we will detail just the proposed enhancements. The block diagram of DA-FBLMS is shown in Figure 5.3.

The k^{th} block reference input (5.7) is a vector \mathbf{r}^k defined as:

$$\mathbf{r}^k = \{r[m] \text{ when } m = (l + (k - l)L), (2 + (k - l)L), \dots, kL\}.$$

$$\mathbf{r}^k = [r_1^k, r_2^k, r_3^k, \dots] \quad (5.7)$$

$$\mathbf{z}^k = [z_1^k, z_2^k, z_3^k, \dots, z_L^k] \quad (5.8)$$

$$\hat{\mathbf{s}}^k = [\hat{s}_1^k, \hat{s}_2^k, \hat{s}_3^k, \dots, \hat{s}_L^k] \quad (5.9)$$

$$\mathbf{w}^k = [w_1^k, w_2^k, w_3^k, \dots, w_L^k] \quad (5.10)$$

The frequency domain reference signal is noted \mathbf{r}_f^k (the index f is representing the frequency domain). \mathbf{w}_f^k and $\hat{\mathbf{s}}_f^k$ corresponds respectively to the frequency domain tap weights, which need to be adapted twice at least every k^{th} block iteration and the frequency domain estimated sEMG used for the adaptation of \mathbf{w}_f^k .

$$\mathbf{r}_f^k = \text{FFT} \left(\left[\mathbf{r}^{k-1}, \mathbf{r}^k \right] \right) \quad (5.11)$$

$$\mathbf{w}_f^k = \text{FFT} \left(\left[\mathbf{w}^k, 0_1, 0_2, \dots, 0_L \right] \right) \quad (5.12)$$

$$\hat{\mathbf{s}}_f^k = \text{FFT} \left(\left[0_1, 0_2, \dots, 0_L, \hat{\mathbf{s}}^k \right] \right) \quad (5.13)$$

The estimated interferences $\hat{\mathbf{a}}^k = \left[\hat{a}_1^k, \hat{a}_2^k, \hat{a}_3^k, \dots \right]$ is the last (second) block of \mathbf{y}^k .

$$\mathbf{y}^k = \text{IFFT} \left(\mathbf{w}_f^k \mathbf{r}_f^k \right) \quad (5.14)$$

$$\hat{\mathbf{a}}^k = \left[y_{L+1}^k, y_{L+2}^k, \dots, y_{2L}^k \right] \quad (5.15)$$

The k^{th} block vector of the estimated sEMG $\hat{\mathbf{s}}^k$ is computed as :

$$\hat{\mathbf{s}}^k = \mathbf{z}^k - \hat{\mathbf{a}}^k \quad (5.16)$$

1) *The adaptive block's number of updates*

Inspired from [95], we use the mean absolute error of the k^{th} block noted e_{av}^k calculated directly from $\hat{\mathbf{s}}^k$.

$$e_{av}^k = \frac{1}{L} \sum_{n=1}^L |\hat{\mathbf{s}}^k| \quad (5.17)$$

We adapt the block's number of updates based on (3.18) to (3.24).

$$UPD^{k+1} = UPD^k / 2 \quad \text{for } e_{av}^k = e_{av}^{k-1} = 0 \quad (5.18)$$

$$\Delta F^k = \begin{cases} (1-\alpha) \frac{\rho_1}{e_{av}^k} - \alpha \frac{\rho_2}{(e_{av}^k - e_{av}^{k-1})} & \text{for } e_{av}^k > e_{av}^{k-1}, e_{av}^k \neq 0, e_{av}^{k-1} \neq 0 \\ \alpha \frac{\rho_1}{e_{av}^k} - (1-\alpha) \frac{\rho_2}{(e_{av}^k - e_{av}^{k-1})} & \text{for } e_{av}^k \leq e_{av}^{k-1}, e_{av}^k \neq 0, e_{av}^{k-1} \neq 0 \\ (1-\alpha) \frac{\rho_2}{e_{av}^{k-1}} & \text{for } e_{av}^k = 0, e_{av}^{k-1} \neq 0 \\ (1-\alpha) \frac{\rho_1}{e_{av}^k} & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5.19)$$

where ρ_1 , ρ_2 are respectively the increasing and the decreasing factor limited in the range $[0, 1]$, α is a weighting coefficient which control the excessive effect of ρ_1 , ρ_2 for providing proper values for k^{th} updates factor ΔF^k .

Afterward, if ΔF^k is superior then the threshold value Π^k , the $(k+1)^{th}$ block's number of updates UPD^{k+1} follows (5.18). Otherwise, it follows (5.20).

$$UPD^{k+1} = 2UPD^k \quad (5.20)$$

Furthermore; we should limit UPD^{k+1} to prevent any excessive effect, according to (5.21) and (5.22):

$$UPD^{k+1} > UPD_{Max} \Rightarrow UPD^{k+1} = UPD_{Max} \quad (5.21)$$

$$UPD^{k+1} < UPD_{Min} \Rightarrow UPD^{k+1} = UPD_{Min} \quad (5.22)$$

Where UPD_{Max} , UPD_{Min} are respectively the maximum and the minimum block's number of updates defined empirically by the user. The threshold value Π^k decrease along with every new input block data as illustrated in (5.23).

$$\Pi^{k+1} = \Pi^k - \delta_1 DF_I^k \quad (5.23)$$

We note Π^0 the initial threshold value. DF_I^k is the threshold decreasing factor which depends on e_{av}^k and e_{av}^{k-1} (5.24).

$$DF_I^k = \exp(\lambda_1 (e_{av}^k e_{av}^{k-1})) \quad (5.24)$$

δ_1 , λ_1 are controlling coefficients. Henceforth, we will use the term u to define the update number of every input block data ($u = 1, 2, \dots, UPD_{Min}, UPD_{Min+1}, UPD_{Min+2}, \dots, UPD_{Max}$).

2) The adaptive step-size

In this part we need to use two different adaptive step-sizes: (i) a bigger one for the filtering of the QRS pulses and (ii) a smaller one for the rest of \mathbf{r}^k . The QRS detection used was defined in the literature [96]. Both these adaptive step sizes decrease with every new update. The decreased portion $DF_2^{k,u}$ of the k^{th} block and u^{th} update changes according to $e_{av}^{k,u}$ and $e_{av}^{k,u-1}$ as shown in (5.25).

$$DF_2^{k,u} = \exp(\lambda_2 (e_{av}^{k,u} e_{av}^{k,u-1})) \quad (5.25)$$

Where $e_{av}^{k,u}$ is absolute average block error corresponding to the k^{th} block and the u^{th} update.

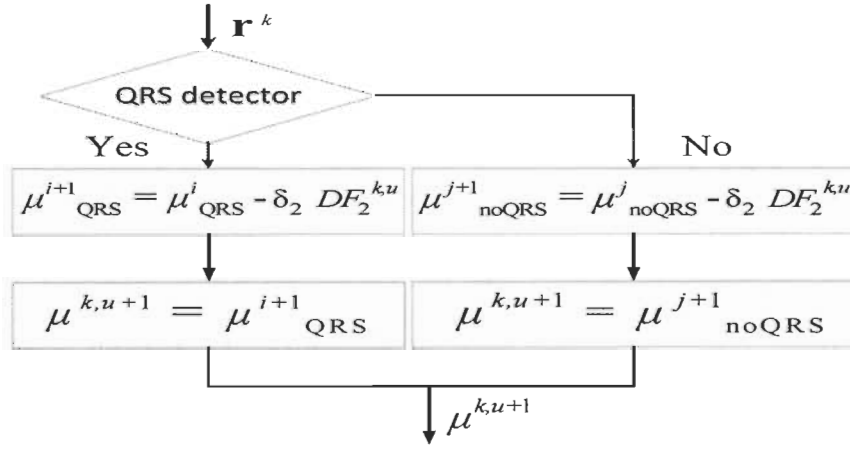


Figure 5.4 The Followed algorithm to compute the adaptive step-size.

In addition, the power estimation [97] of input blocks is used to normalise the adaptive step-size according to (5.26).

$$\mathbf{P}^k = \beta \mathbf{P}^{k-1} + (1-\beta) \left(\mathbf{r}_f^k \right)^2 \quad (5.26)$$

β is the amnesic factor, and δ_2 , λ_2 are controlling coefficients.

The decreasing of the step-sizes is illustrated in Figure 5.4, where μ_{QRS} , μ_{noQRS} and $\mu^{k,u+1}$ are respectively the step sizes used for updating the filter when there are QRS pulses, the step size when there are no QRS pulses in the input block data and the step size used in the next filter's coefficients update $(u+1)^{th}$. Then all the step sizes are limited between μ_{Min} and μ_{Max} defined empirically by the user. μ_{QRS}^0 is equal to μ_{Max} and superior than μ_{noQRS}^0 . While i, j are respectively the number of update corresponding to QRS, no QRS filtering of input block data.

IV. Simulation results

To evaluate the performance of the proposed adaptive DA-FBLMS, classic FBLMS and RLS algorithms; we used the confirmed outperforming parameters illustrated in Tableau 5-1 according to some past simulations. L and μ are respectively the filter tap weights length and the step size used. λ is the forgetting factor used for RLS algorithm. The following parameters correspond to the fixed parameters for the whole process, $\beta = 0.9$, $\alpha = 0.4$, $\delta_1 = 0.1$, $\delta_2 = 0.1$, $IT^0 = 50$, $\rho_1 = 0.5$, $\rho_2 = 0.6$, $\lambda_1 = 500$, $\lambda_2 = 10$.

Tableau 5-1 Parameter values for studied methods.

DA-FBLMS		RLS		FBLMS	
$2L$	256	L	64	$2L$	256
μ_{\max}	0.014	μ	1.23	μ	0.0115
μ_{\min}	0.010	λ	0.999		

A. Experiment 1

First, we fixed respectively $UPD_{\min}/UPD_{\max} = 2/4$. A comparison between the performance of DA-FBLMS (2/4), FBLMS and RLS was carried out using the metric mean coherence noted \overline{Coh} as illustrated in (28), which correspond to the mean of the coherence $Coh(f)$ between $s[m]$ and $\hat{s}[m]$.

$$Coh(f) = \frac{|P_{s,\hat{s}}(f)|^2}{P_s(f) P_{\hat{s}}(f)} \quad (5.27)$$

$$\overline{Coh} = \frac{1}{F_{\max}} \sum_{f=0}^{F_{\max}} Coh(f) \quad (5.28)$$

Where $P_{s,\hat{s}}(f)$, $P_s(f)$, $P_{\hat{s}}(f)$ are respectively the cross-spectral density, auto-spectral densities of $s[m]$ and $\hat{s}[m]$, F_{\max} is the maximum frequency used, which is 500 Hz in our case.

The simulations were launched using a linear and a no linear channels. Every simulation contains 100 realizations characterized by different random beat rates limited

between [60, 100 beats/min], moreover the QRS amplitudes and R-R intervals change randomly every new realization.

Tableau 5-2 Distortion parameters defined in Section II.

ENVIRONNEMENT	ECG			Noise		
	\mathbf{h}^{ECG}	k_2	γ_1	$\mathbf{h}^{\text{Noise}}$	k_2	γ_2
LINEAR	\mathbf{h}^{ECG}	—	—	$\mathbf{h}^{\text{Noise}}$	—	—
NO - LINEAR	\mathbf{h}^{ECG}	5	30	$\mathbf{h}^{\text{Noise}}$	0.6	6.5

$$\mathbf{h}^{\text{ECG}} = [0.1 \ -0.045 \ 1 \ 0.25 \ -0.6].$$

$$\mathbf{h}^{\text{Noise}} = [0.99 \ 0.01 \ 0.002 \ 0.6].$$

According to Figure 5.5, we observe a decrease in performances of the DA-FBLMS, classic FBLMS and RLS with any decrease of the SNR. But it shows better performances in case of DA-FBLMS compared to FBLMS in term of stability toward SNR decrease. Those results are due to the adaptation of every block twice at least according to the absolute average block error which can face up the limitation due to the fact that the FBLMS filters the current block input by the previous tap weights which means according to previous block error.

The Frequency implementation of LMS algorithm had better results compared to RLS by dint of the frequency domain updated tap weights which made easier the optimum coefficient research and more efficient.

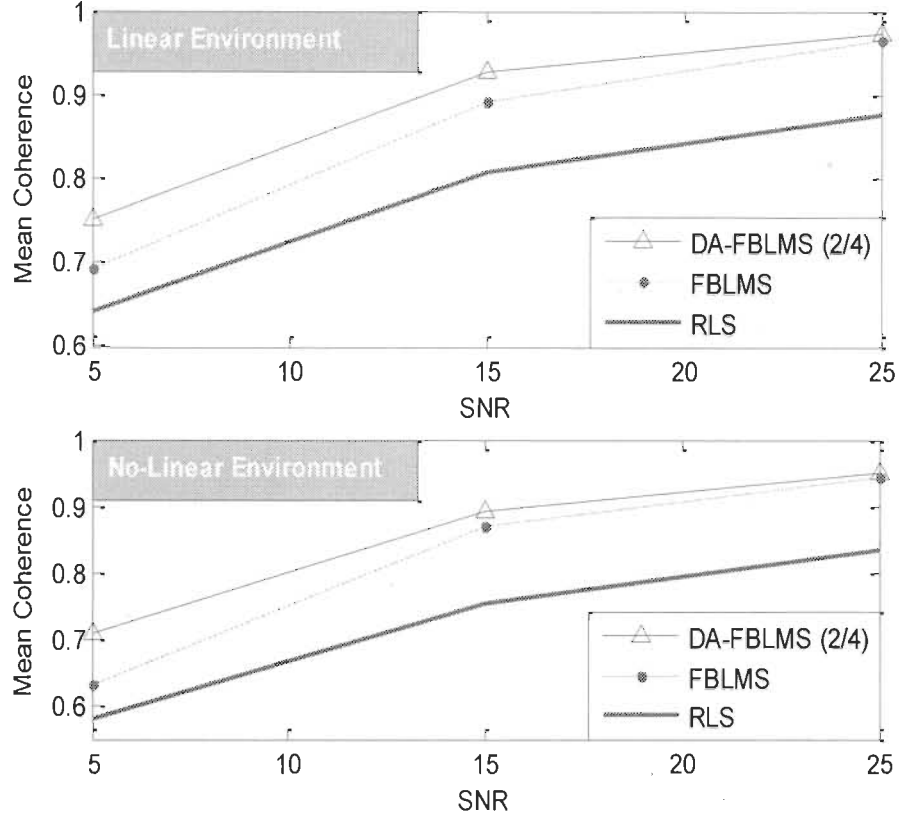


Figure 5.5 Metric performance comparison based on \overline{Coh} for RLS, FBLMS and proposed DA-FBLMS for different channel conditions defined by SNR of 5dB, 15dB and 25 dB.

The SNR shown in Figure 5.5 and Tableau 5-3 correspond to the quantity of the artifact noise $a^{\text{Noise}}[m]$ compared to the quantity of sEMG signal $s[m]$.

B. Experiment 2

In this experiment, we will show the effect of updating the same block many times according to the block error, on the DA-FBLMS performances for different SNRs. this later will also be compared with other algorithms like classic FBLMS and RLS.

Tableau 5-3 The mean coherence (5.28) versus SNR for DA-FBLMS with different min /max number of updates, FBLMS, RLS.

ENVIRONEMENT	THE USED ALGORITHM	SNR (dB)		
		5	15	25
LINEAR	DA-FBLMS (2/4)	0.7506	0.9264	0.9727
	DA-FBLMS (2/6)	0.7589	0.9378	0.9694
	DA-FBLMS (2/8)	0.7658	0.9327	0.9634
NO - LINEAR	DA-FBLMS (2/4)	0.7090	0.8926	0.9506
	DA-FBLMS (2/6)	0.7167	0.9086	0.9463
	DA-FBLMS (2/8)	0.7236	0.8996	0.9408

Increasing both the minimum and the maximum number of updates improves the performance of the DA-FBLMS algorithm until a certain threshold (number of updates) where the behavior of the filtering process adopts decreasing performances. This threshold depends on the quantity of acquisition noise, as shown in Tableau 5-3. Indeed increasing the number of updates is preferable in high noise environnements and not previlaged in low noise environnements.

The fact of filtering the input data by blocks in place of every sample (RLS or LMS case) decrease clearly the computational complexity of FBLMS, which can be given in exchange for higher performances as in the case of DA-FBLMS.

C. Experiment 3

Now we will see the effect of the adpative step size on the proposed algorithm ($UPD_{Min} / UPD_{Max} = 2/4$) DA-FBLMS for two fixed (big and small) step-sizes and one

adaptive step size limited between these two later as shown in Figure 5.6 below, which gives the coherence distributions between $[0, 50 \text{ Hz}]$, in other words the ECG removal performances.

The results in Figure 5.6 and Figure 5.7 present boxplots (Matlab Command) giving the median and the distribution of the coherence (5.27), for the algorithms mentioned above, using a linear channel with 25 and 15 dB of SNR respectively. We can clearly notice that the adaptive size DA-FBLMS shows the highest performances for ECG filtering due to the proposed QRS detector service when adapting the step-size.

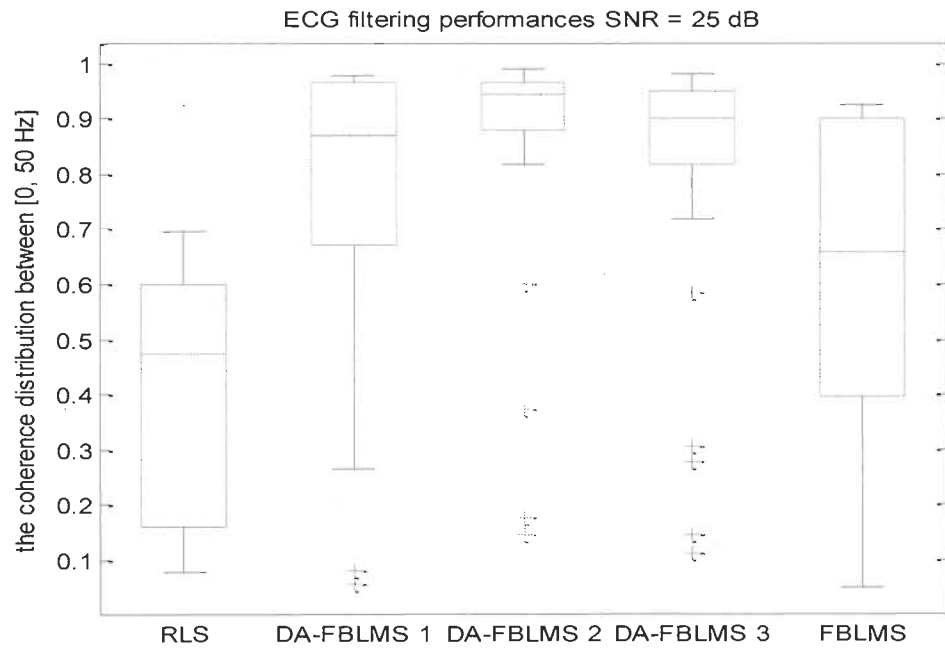


Figure 5.6 The distribution of the coherence (SNR = 25 dB), for frequencies between $[0, 50 \text{ Hz}]$ for RLS, FBLMS and the proposed method DA-FBLMS with 1) $\mu_{Min}=\mu_{Max}=0.01$, 2) $0.01<\mu\leq 0.04$ and 3) $\mu_{Min}=\mu_{Max}=0.04$.

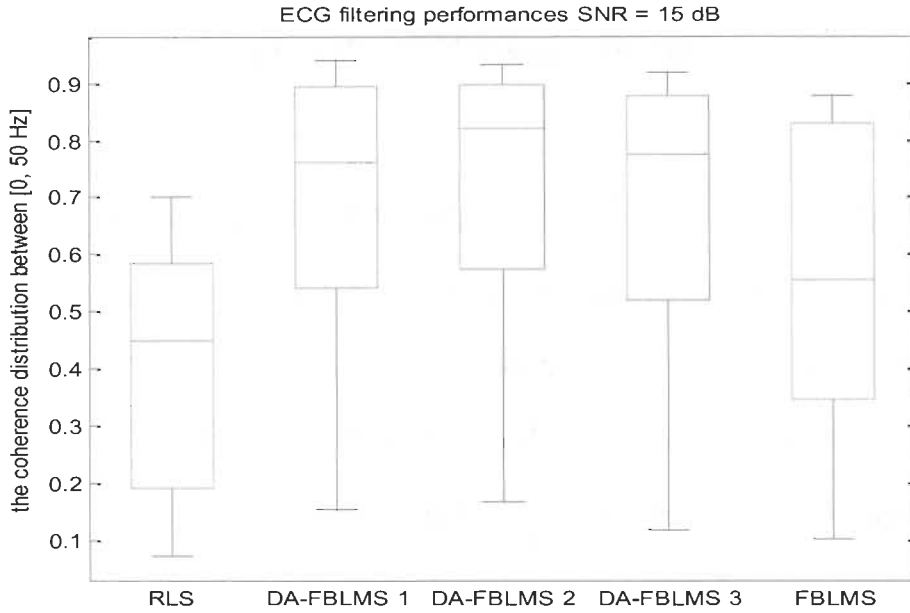


Figure 5.7 The distribution of the coherence (SNR = 15 dB), for frequencies between [0, 50 Hz] for RLS, FBLMS and the proposed method DA-FBLMS with 1) $\mu_{Min}=\mu_{Max}=0.01$, 2) $0.01 < \mu \leq 0.04$ and 3) $\mu_{Min}=\mu_{Max}=0.04$.

We can also certify the good filtering obtained by the proposed DA-FBLMS compared to RLS and Classic FBLMS even for fixed step sizes.

V. Conclusion

A novel adaptive step-size based on QRS detection and adaptive block's number of updates DA-FBLMS algorithm has been introduced, which showed better results in term of coherence compared to RLS and FBLMS. In addition, these results were proved for 100 different artifacts and for different external environments.

VI. Acknowledgment

The authors wish to thank the Microsystems Strategic Alliance of Quebec and the Natural Sciences and Engineering Research Council of Canada for its financial support.

Chapitre 6 - Time Frequency Adaptive Filtering for an Optimized Separation of ECG from Neuromuscular sEMG Signals

6.1 Avant-propos

Intitulé en français « Une implémentation fréquentielle et temporelle d'un filtre adaptatif basée sur la technique ANC pour l'optimisation de la séparation du ECG d'un sEMG ».

Les auteurs de cet article sont Mohamed El Fares Djellatou, Mounir Boukadoum et Daniel Massicotte. Il a été soumis dans la conférence IEEE internationale en informatique biomédicale et santé [IEEE BHI 2014], qui aura lieu à Valencia, en Spain, entre 1-4 juin 2014.

Tous les travaux de recherches qui ont mené à l'écriture de cet article ont été faits dans le laboratoire des signaux et systèmes intégrés (LSSI), Département de génie électrique et génie informatique, en collaboration avec la département de chiropratique (Signaux Biomédicaux). Université du Québec à Trois-Rivières et la département d'informatique de l'Université du Québec à Montréal.

6.2 Résumé

Ce travail de recherche décrit une nouvelle technique de filtrage adaptative pour enlever ou annuler l'électrocardiogramme ECG à partir des signaux d'électromyographie sEMG. L'approche se distingue par la minimisation du gradient d'erreur (Erreur d'estimation) à fin d'améliorer le filtrage dans les deux domaines temporel et fréquentiel.

En utilisant des signaux semi-artificiels, qui ont été décomposés par la transformée d'ondelettes stationnaire (en Anglais, stationnary wavelet transform ou SWT) à plusieurs séries temporelles orthonormées et indépendantes en fréquence. Ensuite, chaque composante est alimentée à un filtre comprenant une concaténation d'un MxLMS (Matrix LMS) et un FBLMS (Frequency Block LMS).

Des performances fréquentielles plus élevées ont été attestées selon la métrique de cohérence à partir des simulations comparatives avec les autres algorithmes standards BLMS et FBLMS. En ce qui concerne l'évaluation temporelle, on remarque une diminution de l'erreur quadratique accumulative durant l'utilisation de notre méthode TFBLMS 18,73 par rapport au BLMS et FBLMS caractérisé par 18,79 et 20,77, respectivement.

Ces résultats de simulations sont calculés selon la méthode de Monté Carlo, sachant que chaque simulation comporte 100 réalisations caractérisées par différentes contaminations cardiaques.

Paper 4 M. F. Djellatou, D. Massicotte and M. Boukadoum, "Time Frequency Noise Cancellor for an Optimized Separation of The ECG from Low Back sEMG Signals," in *2nd IEEE International Conferences on Biomedical and Health Informatics (BHI)*, Valencia, Spain, June 1-4 2014. (Also accepted in EUSIPCO 2014)

TIME FREQUENCY NOISE CANCELLER FOR AN OPTIMIZED SEPARATION OF THE ECG FROM LOW BACK SEMG SIGNALS

Mohamed El Fares Djellatou¹, Mounir Boukadoum², and Daniel Massicotte¹

¹Université du Québec à Trois-Rivières, Dep. Electrical and Computer Engineering

²Université du Québec à Montréal, Dep. Computer Science

Email: {{mohamed.el.fares.djellatou, daniel.massicotte}@uqtr.ca}

Email: {Boukadoum.Mounir@uqam.ca}

Abstract

This work describes a hybrid adaptive filtering technique, designed to optimize the removal of the electrocardiogram (ECG) from surface electromyography (sEMG) recordings. Using the adaptive noise cancellation technique (ANC), we minimize the error gradient based on combined Time-Frequency filtering enhancements. The validation on artificially prepared signals with a real data basis shows better frequency and time filtering performances in comparison to simulations with standard implementations.

I. Introduction

Surface electromyography (sEMG) is a powerful non-invasive technique with application prospects in many areas, of which muscle fatigue assessment to explain this physiological deficiency and give solutions for its relevant clinical problems such as low back pain [91]. Indeed, the sEMG frequency information conveyed by its instantaneous median frequency (IMDF) and instantaneous mean frequency (IMNF) [92] is significantly associated with the clinical assessment of trunk muscles impairment in patients with low back pain (LPB), and these indicators have been shown indispensable to determine before any direct intervention through physical rehabilitation. The knowledge of temporal

parameters such as the root mean square (RMS) values of the sEMG recordings is also useful, but it is not as precise to help diagnose LBP, where amplitude abnormality is the only symptom observed in the recordings. Hence, it can only complement the spectral parameters for improved global diagnosis [93].

Unfortunately, the recorded sEMG signal, from which the indicator values are derived is often subject to contaminating interferences that hamper the evaluation of the spectral and amplitude sEMG information. The electrocardiogram (ECG) signal is the most common and difficult to discard, especially when recording from the trunk muscles [85].

Therefore, many signal-processing techniques have been proposed to remove the ECG contamination over the last three decades. The early works proposed using high-pass filters with 30 Hz cutoff frequency [50] or the gating method [51]. However, useful sEMG information is also discarded by these techniques, due to the frequency and time overlapping between the sEMG and its ECG interference.

More sophisticated filtering approaches were also attempted in the hope of improved ECG rejection. Such is the case of the adaptive noise canceller (ANC), which employs a secondary sEMG channel recorded above the heart to guide the ECG removal process. The most popular algorithms used to implement the ANC are based on least mean-squares (LMS) [79] and recursive least squares (RLS) [61] error minimization. The focus on using ANC is due to its steadier performance in comparison to other recently-introduced techniques like independent component analysis (ICA) [85] or empirical mode decomposition (EMD) [94].

Recently, efficient algorithms, such as the DA-FBLMS filter [79], were introduced in order to obtain more precise spectral parameters for defining the type of LBP. However, although the DA-FBLMS offers good performance, it suffers from many factors to set or initialize.

This paper presents a hybrid filter, called Time-Frequency Block Least Mean Squares (TFBLMS) that performs filtering in both time and frequency domains. More precisely, it can be seen as a composite transform filter based on the Stationary Wavelet Transform (SWT) and the Fast Fourier Transform (FFT), adapted with ANC error gradient minimization to obtain reliable sEMG spectral and temporal parameters. Our simulation results show that this new filtering structure offers better performance than the alternative filters used for comparison.

The balance of this paper is organized as follows: Section II summarizes the necessary theoretical background, while Section III shows the simulation results and demonstrates the gain obtained from the proposed method, Section IV draws the important conclusions of this research Theoretical Background.

II. Theoretical Background

A. *The Concept of ANC structure*

The proposed method Time-Frequency adaptive filter structure (TFBLMS) is summarized in Figure 6.1. The aim is to design an efficient ANC filter to remove through adaptive estimation an additive noise signal $v[m]$ (ECG artifacts), that affects a desired signal $s[m]$ (ECG-free sEMG), from a composite primary input $z[m]$ (ECG-contaminated sEMG) such that:

$$z[m] = s[m] + v[m]. \quad (6.1)$$

where $m = 1, 2, \dots, M$, M being the number of samples. The coefficients of the FIR filters \mathbf{W}_l^k and \mathbf{w}_f^k are regularly updated to minimize the difference between $s[m]$ and its estimate $\hat{s}[m]$, through minimizing the ANC structure output $\hat{s}[m]$.

B. Time-Frequency adaptive filter structure (TFBLMS)

There are two major steps in the adaptation process, a data forward-propagation phase and an error back-propagation phase. They proceed as follows:

1) Data forward propagation:

▪ ***Stationary Wavelet Decomposition:***

The Discret Wavelet Transform (DWT) is an efficient tool for decomposing a signal into a series of wavelet signals, in order to generate a time-scale representation of the signal. However, the DWT suffers from interpolation errors during the reconstruction stage due to down-sampling in the decomposition stage.

The Stationary Wavelet Transform (SWT) [98] avoids these errors by discarding the downsampling process. For J levels of SWT decomposition, we obtain $J+1$ components $r^{(J+1)}[m] = \alpha^J[m]$; $r^{(J)}[m] = d^J[m], \dots, r^{(1)}[m] = d^1[m]$, where $d^J[m]$ and $\alpha^j[m]$ stand, respectively, for the detail and approximation decompositions of the input signal at the j^{th} level, and $j = 1, 2, 3, \dots, J$.

In the following equations, we used the notations \bullet_t and \bullet_f for time and spectral domain, respectively.

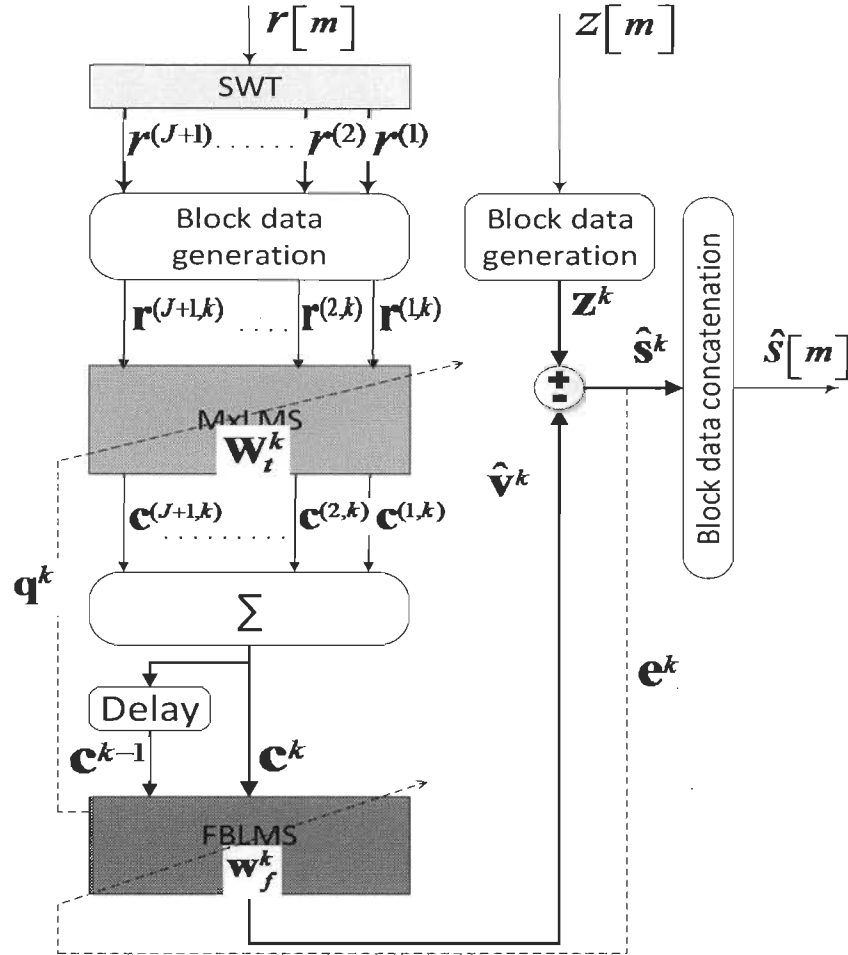


Figure 6.1 The block diagram of the Time-Frequency adaptive filter.

▪ Temporal filtering Process (MxLMS):

In order to perform the temporal filtering, we propose the Matrix Least Mean Squares Algorithm (MxLMS), which is similar to a combination of $J+1$ block-LMS algorithms (BLMS) and is distinguished by a tap weights matrix \mathbf{W}_t^k of size $(J+1) \times P$, where $J+1$ is the number of SWT decompositions and P is the row length of \mathbf{W}_t^k .

First, each of the $J+1$ components of the SWT is divided into data blocks (frames) of size L , where the k^{th} block of the j^{th} component is a vector defined by:

$$\mathbf{r}^{(j,k)} = [r^{(j)}[1+(k-1)L], r^{(j)}[2+(k-1)L], \dots, r^{(j)}[kL]] \quad (6.2)$$

where $j=1,2,\dots,J+1$ and $k=1,2,\dots,\lfloor M/L \rfloor$, $\lfloor \bullet \rfloor$ yields the integer part.

The $J+1$ blocks obtained for the k^{th} frame are convolved each with its corresponding row vector in \mathbf{W}_l^k of the same row index j , as discribed in (6.3). The resulting row vector $\mathbf{b}^{(j,k)}$ is of $(L+P-1)$ size, but we just take its L first elements to construct $\mathbf{c}^{(j,k)}$, and $*$ is the convolutional operator.

$$\mathbf{b}^{(j,k)} = \mathbf{r}^{(j,k)} * \mathbf{w}_l^{(j,k)} \quad \text{with } \mathbf{w}_l^{(j,0)} = 0 \quad (6.3)$$

Finally, the sum (or SWT reconstruction) of the $J+1$ blocks of \mathbf{c}^k is computed in (6.4):

$$\mathbf{c}^k = \sum_{j=1}^{J+1} \mathbf{c}^{(j,k)} \quad (6.4)$$

▪ *Spectral filtering process (FBLMS)*

In this step, we concatenate the current block \mathbf{c}^k with the previous one \mathbf{c}^{k-1} . Then, the resulting double-block is transformed into the frequency domain using the FFT (6.5).

$$\mathbf{c}_f^k = \text{FFT} \left(\begin{bmatrix} \mathbf{c}^{k-1} & \mathbf{c}^k \end{bmatrix} \right) \quad (6.5)$$

The spectral filtering process is done in (6.6) through an element-by-element multiplication (\otimes) with a frequency tap weights vector \mathbf{w}_f^k of length $2L$.

$$\mathbf{v}_f^k = \mathbf{C}_f^k \otimes \mathbf{w}_f^k \quad (6.6)$$

The estimated ECG artifact $\hat{\mathbf{v}}^k$ of size L is the last (second) block of the temporal double-block \mathbf{y}^k (6.7), (6.8).

$$\mathbf{y}^k = \text{IFFT}\left(\mathbf{v}_f^k\right), \dim(\mathbf{y}^k) = 2L \times 1 \quad (6.7)$$

$$\hat{\mathbf{v}}^k = \left[y_{L+1}^k, y_{L+2}^k, \dots, y_{2L}^k \right] \quad (6.8)$$

The k^{th} block vector of the estimated sEMG $\hat{\mathbf{s}}^k$ is computed as:

$$\mathbf{e}^k = \hat{\mathbf{s}}^k = \mathbf{z}^k - \hat{\mathbf{v}}^k = (\mathbf{s}^k + \mathbf{v}^k) - \hat{\mathbf{v}}^k \quad (6.9)$$

where \mathbf{z}^k being the k^{th} block data of the primary input, generated the same way as $\mathbf{r}^{(j,k)}$ in (2) but J is constant equals to zero.

2) Error back propagation:

▪ Spectral adaptation (FBLMS):

First, we insert L elements of zero values (null vector, noted $\mathbf{0}_L$) at the beginning of \mathbf{e}^k and we transform the result into spectral domain (6.10). Afterward, we multiply it element

by element with \mathbf{c}_f^k , then we retransform it back to temporal domain (6.11), using the inverse Fourier transform (IFFT).

$$\mathbf{e}_f^k = \text{FFT}\left(\left[\begin{matrix} s_L, \mathbf{e}^k \end{matrix}\right]\right) \quad (6.10)$$

$$\Delta \mathbf{w}^k = \text{IFFT}\left(\mathbf{e}_f^k \otimes \mathbf{c}_f^k\right) \quad (6.11)$$

Now, we set the last block (second) of $\Delta \mathbf{w}^k$ to L elements of zero values $\mathbf{0}_L$, and we transform the result to the spectral domain (6.12).

$$\Delta \mathbf{w}_f^k = \text{FFT}\left(\left[\begin{matrix} \left[\Delta w_1^k, \Delta w_2^k, \dots, \Delta w_L^k\right], \mathbf{0}_L \end{matrix}\right]\right) \quad (6.12)$$

Finally, the spectral tap weights update equation follows:

$$\mathbf{w}_f^{k+1} = \mathbf{w}_f^k + \mu_2 \frac{\Delta \mathbf{w}_f^k}{\mathbf{p}_f^k} \quad (6.13)$$

In addition, the power estimation of input blocks is used to normalise the adaptive step-size μ_2 according to (6.14).

$$\mathbf{p}_f^{k+1} = \beta \mathbf{p}_f^k + (1 - \beta) \left(\mathbf{c}_f^k\right)^2 \text{ with } \mathbf{p}_f^0 = \mathbf{0}_{2L} \quad (6.14)$$

β is the amnesic factor.

- Temporal adaptation (MxLMS):

In order to update the MxLMS tap weights, we compute the relevant error by back-propagating \mathbf{e}_f^k :

$$\mathbf{g}^k = \text{IFFT}\left(\mathbf{e}_f^k \otimes \mathbf{w}_f^k\right) \quad (6.15)$$

We take the last block of \mathbf{g}^k , noted \mathbf{q}^k :

$$\mathbf{q}^k = \left[q_{L+1}^k, q_{L+2}^k, \dots, q_{2L}^k \right] \quad (6.16)$$

We pad a null vector $\mathbf{0}_{P-1}$ of $(P-1)$ length to the beginning of each of the $J+1$ input blocks $\mathbf{r}^{(j,k)}$, and we obtain a Hankel trajectory matrix $(L \times P)$ for each block as:

$$\mathbf{H}^{(j,k)} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & r_1^{(j,k)} \\ 0 & 0 & \dots & 0 & r_1^{(j,k)} & r_2^{(j,k)} \\ \vdots & & & & & \vdots \\ & \vdots & & \ddots & & \vdots \\ r_{L-P+1}^{(j,k)} & r_{L-P+2}^{(j,k)} & \dots & \dots & r_{L-1}^{(j,k)} & r_L^{(j,k)} \end{bmatrix} \quad (6.17)$$

The MxLMS matrix tap weights rows are updated as following:

$$\mathbf{w}_t^{(j,k+1)} = \mathbf{w}_t^{(j,k)} + \mu_1 \left(\mathbf{q}^k \mathbf{H}^{(j,k)} \right) \quad (6.18)$$

Where μ_1 is the update step size.

Then, we concatenate the $J+1$ results vertically to obtain the new MxLMS matrix tap weights \mathbf{W}_t^{k+1} as:

$$\mathbf{W}_t^{k+1} = \begin{bmatrix} \mathbf{w}_t^{(1,k+1)}; \mathbf{w}_t^{(2,k+1)}; \dots; \mathbf{w}_t^{(J+1,k+1)} \end{bmatrix} \quad (6.19)$$

III. SIMULATION RESULTS

To evaluate the efficiency of the proposed ECG filter, we compared it with other conventional algorithms like BLMS (temporal filtering) and FBLMS (spectral filtering).

Since a precise evaluation of our method is impossible with real signals, where $s[m]$ is not known a priori. The semi-artificial signals prepared in [79] from real signals are used. Only the linear case is used in this study at 35 dB of SNR, which is the closest to the real signals. We conducted 100 simulations using a random beat rate between [60, 100] beats/min and randomly fluctuating QRS amplitudes and R-R intervals by up to 10% in every realization.

The simulation parameters shown in Tableau 6-1 were selected empirically. All the algorithms have the same block length L . The length of the tap weights, noted P characterise the MxLMS and BLMS. The convergence step sizes are μ for both BLMS and FBLMS.

Tableau 6-1 Parameter Values Of Compared Algorithms

Time Frequency-ANC (TFBLMS)				Time-ANC (BLMS)		Freq-ANC (FBLMS)	
L	25	J , Wave	4, Sym6	L	25	L	25
I	15	β	0.95	I	25	μ	0.413
μ_1	0.073	μ_2	0.0103	μ	0.05	β	0.95

For The performances evaluation and comparison of these algorithms is done in two ways: in the spectral and temporal domains, respectively.

A. Spectral filtering evaluation

The coherence function between $s[m]$ and its estimation at the output of the ANC structure $\hat{s}[m]$ is defined in (6.20).

$$Coh[u] = \frac{|P_{s,\hat{s}}[u]|^2}{P_s[u] P_{\hat{s}}[u]} \quad (6.20)$$

Where $P_{s,\hat{s}}[u]$, $P_s[u]$, $P_{\hat{s}}[u]$ are respectively the cross-spectral density and the auto-spectral densities of $s[m]$ and $\hat{s}[m]$, and $u = 0, 2, 4, \dots, 500\text{Hz}$ represents the frequency range used in analysis. The closer the coherence value is to 1, the closer the filtering process is to perfection.

Figure 6.2 shows the boxplots of the obtained frequency coherence distribution and its median value (line in the middle). We can observe, using zoom, the increase of coherence

median value when combining the time and frequency filtering (TFBLMS), in comparison to temporal filtering (BLMS) or spectral filtering (FBLMS) alone.

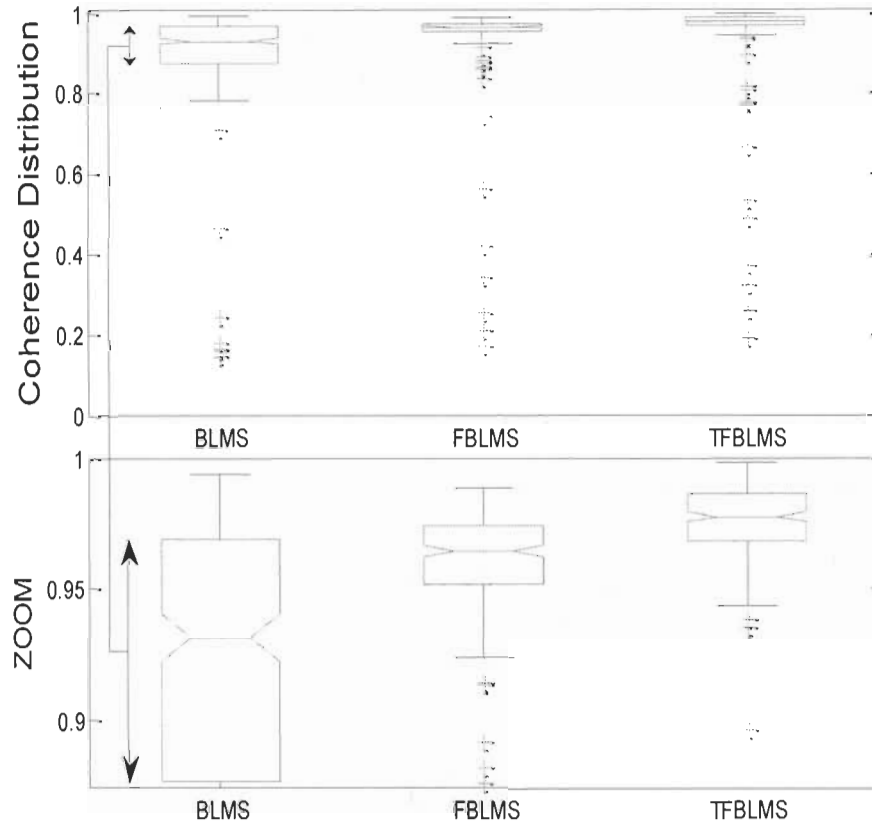


Figure 6.2 Performance comparison between TFBLMS, FBLMS and BLMS in terms of coherence distribution around the median.

The numerical comparisons are summarized in Tableau 6-2, where, \overline{Coh} , the mean coherence values across all frequencies “ u ” defined as:

$$\overline{Coh} = \frac{1}{u_{Max}} \sum_{u=0}^{u_{Max}} Coh[u] \quad (6.21)$$

With $Coh[u]$ being the coherence function defined in (6.20), and u_{Max} the maximum frequency used, 500 Hz in our case.

Tableau 6-2 provides also the relative mean coherence \overline{Coh}_r defined in (6.22), and the relevant standard deviations σ of the 100 different ECG artifact simulations.

Tableau 6-2 Spectral Evaluation for Different Algorithms.

Algorithm	\overline{Coh}	σ	\overline{Coh}_r
TFBLMS	0.9781	± 0.0133	82.32 %
BLMS	0.9359	± 0.0088	48.26 %
FBLMS	0.9678	± 0.0107	74.01 %
No-Filtering	0.8761	± 0.0118	0 %

The TFBLMS is the best in term of spectral performance.

B. Temporal filtering evaluation

The evaluation in the time domain is done by computing the cumulative absolute error (6.23). The comparative results for $M = 10000$ samples and their standard deviations σ for the 100 ECG artifact simulations, are summarized in Tableau 6-3.

$$C_{err} = \sum_{m=1}^M |s[m] - \hat{s}[m]| \quad (6.23)$$

As shown by the obtained results in Tableau 6-3, the filtering performance of TFBLMS is substantially higher than that of FBLMS and slightly higher than that of BLMS. This improvement was the result of input ortho-normalization by the stationary wavelet

transform (SWT), followed by temporal filtering MxLMS. i.e. The TFBLMS is the best in term of temporal and spectral performance.

Tableau 6-3 Temporal Evaluation for Different Algorithms.

Algorithm	C_{err}	σ
TFBLMS	18.73	± 0.0133
BLMS	18.79	± 0.0088
FBLMS	20.77	± 0.0107

IV. Conclusion

Novel time-frequency block least mean squares based adaptive noise cancelation filter to enhance the spectral and temporal removal of ECG contamination, affecting electromyography signals was introduced. Better performance is demonstrated in comparison to the standard algorithms like BLMS and FBLMS. In addition, its efficiency was proved for 100 realizations of different ECG signals according to Monte Carlo simulations.

V. Acknowledgment

The authors wish to thank the Microsystems Strategic Alliance of Quebec (ReSMiQ) for financial support.

6.3 Synthèse des résultats des filtres proposés

Dans cette partie, on généralise les résultats obtenus à plusieurs signaux sEMG réels caractérisés par des populations différentes, afin d'étudier son effet d'influence sur les performances de la technique TFBLMS en comparaison avec la majorité des algorithmes vus précédemment dans ce mémoire :

- **LMS** : Least Mean Squares, voir Tableau 2-1.
- **RLS** : Recursive Least Squares, voir Tableau 2-1.
- **BLMS** : Block Least Mean Squares, voir Tableau 6-1 et [99].
- **FBLMS** : Frequency Block Least Mean Squares, voir Tableau 6-1 et [100].
- **TFBLMS** : Time Frequency Block Least Mean Squares, voir les equations (6.2) à (6.19) et Tableau 6-1.

L'acquisition de ces signaux réels échantillonnés à 1024 Hz a été faite par le Groupe de Recherche sur les Affections Neuro-Musculo-Squelettiques (département de chiropratique de l'Université du Québec à Trois-Rivières). Les capteurs sEMG ont été placés proche des vertèbres thoraciques afin d'enregistrer les réponses musculaires à une force appliquée par un moteur linéaire (servo-contrôleur) [77].

Le Tableau 6-4 résume les valeurs moyennes des cohérences pour chaque algorithme mentionné ci-dessus, pour trois différents patients et 6 différents essais pour chaque patient.

On conclut à partir des résultats affichées dans ce tableau que l'adaptation fréquentielle est plus avantageuse ainsi que plus performante pour filtrer les signaux biomédicaux de type sEMG, compte tenu de l'importance de l'information fréquentielle dans les différentes applications de diagnostic médical.

Tableau 6-4 Évaluation générale de l'algorithme TFBLMS selon plusieurs populations de signaux sEMG réels en comparaison avec plusieurs algorithmes de référence.

	Algorithme	RLS	LMS	BLMS	FBLMS	TFBLMS
Patient 1	Essai 1	0.9184	0.8951	0.9136	0.9393	0.9618
	Essai 2	0.9000	0.8722	0.8738	0.9305	0.9451
	Essai 3	0.9667	0.9618	0.9682	0.9618	0.9741
	Essai 4	0.9104	0.8910	0.9067	0.9396	0.9612
	Essai 5	0.8921	0.8628	0.8647	0.9352	0.9407
	Essai 6	0.9506	0.9450	0.9555	0.9577	0.9638
Patient 2	Essai 1	0.9219	0.9117	0.9126	0.9393	0.9516
	Essai 2	0.9003	0.8869	0.8858	0.9361	0.9365
	Essai 3	0.9560	0.9472	0.9573	0.9562	0.9682
	Essai 4	0.8902	0.8765	0.8737	0.9330	0.9365
	Essai 5	0.9228	0.9125	0.9119	0.9402	0.9410
	Essai 6	0.8262	0.8037	0.7997	0.9147	0.9135
Patient 3	Essai 1	0.7103	0.6907	0.6954	0.9054	0.9091
	Essai 2	0.7585	0.7372	0.7386	0.8944	0.9055
	Essai 3	0.9230	0.9133	0.9194	0.9546	0.9621
	Essai 4	0.6312	0.6133	0.6215	0.8906	0.8917
	Essai 5	0.7681	0.7489	0.7437	0.9197	0.9292
	Essai 6	0.7640	0.7469	0.7455	0.9237	0.9326
Valeur moyenne (3 canaux)		0.8617	0.8453	0.8493	0.9318	0.9402
Écart Type (3 canaux)		0.0956	0.0988	0.1007	0.0279	0.0253

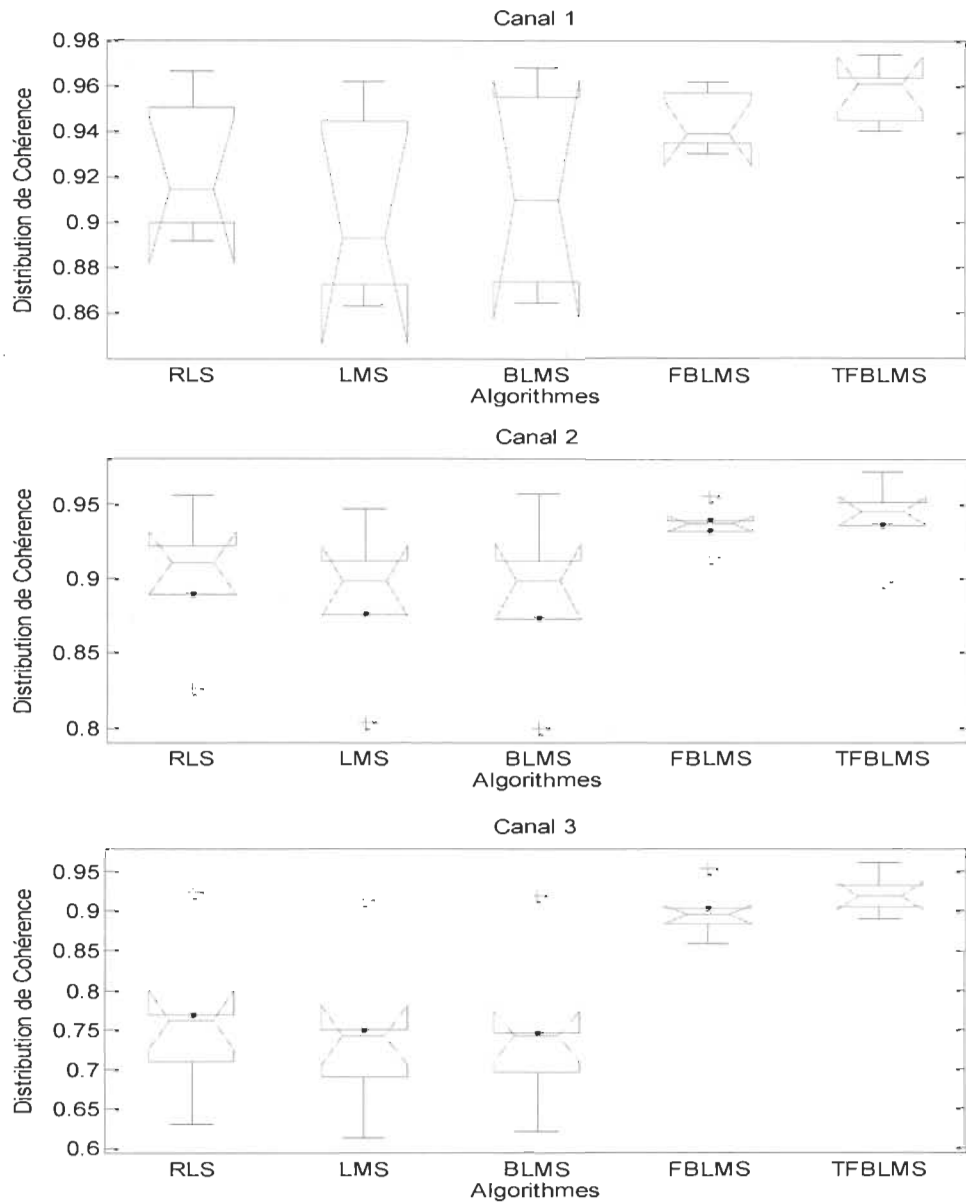


Figure 6.3 Comparaison de performance entre RLS, LMS, BLMS, FBLMS et TFBLMS en terme de distribution des moyennes de la cohérence dans 6 essais, pour le Canal (Patient) 1, 2 et 3.

On peut remarquer selon les simulations comparatives dans figure 6.3 que les filtres basés sur une adaptation fréquentielle comme le FBLMS ou comporte une adaptation hybride temporelle-fréquentiel comme dans le cas du TFBLMS sont moins affectés par le changement des signaux sEMG réels dans chaque essai, et c'est confirmé pour les différents patients 1, 2 et 3.

Les boxplots d'Anova des algorithmes comparés ci-dessous selon plusieurs populations de signaux sEMG réels sont illustrés dans les figures 6.4, 6.5 et 6.6, pour les patients 1, 2 et 3, respectivement.

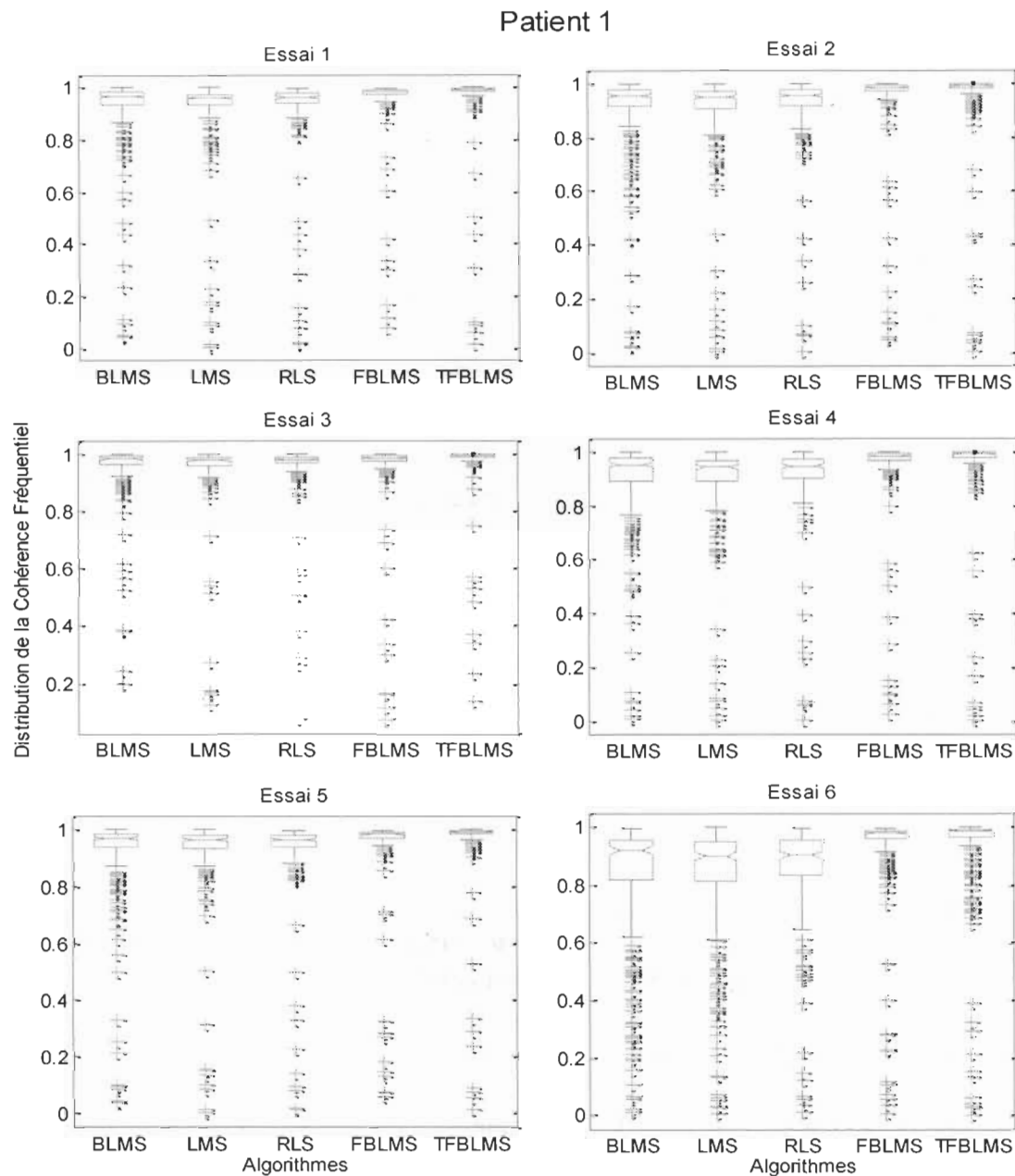


Figure 6.4 Comparaison de performance entre RLS, LMS, BLMS, FBLMS et TFBLMS en terme de distribution des valeurs de cohérence vs fréquences, pour Patient 1 avec 6 essais.

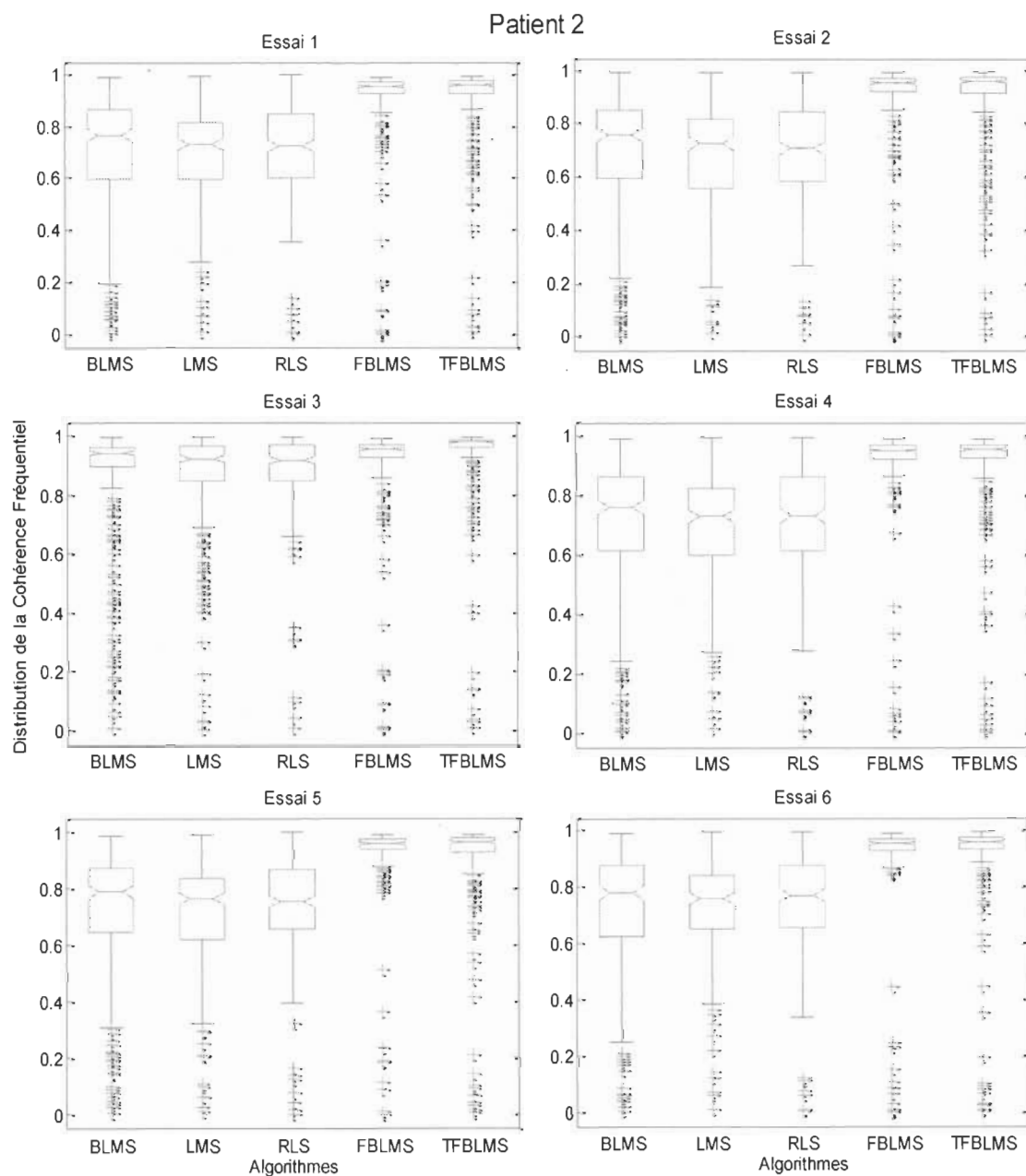


Figure 6.5 Comparaison de performance entre RLS, LMS, BLMS, FBLMS et TFBLMS en terme de de distribution des valeurs de cohérence vs fréquences, pour Patient 2 avec 6 essais.

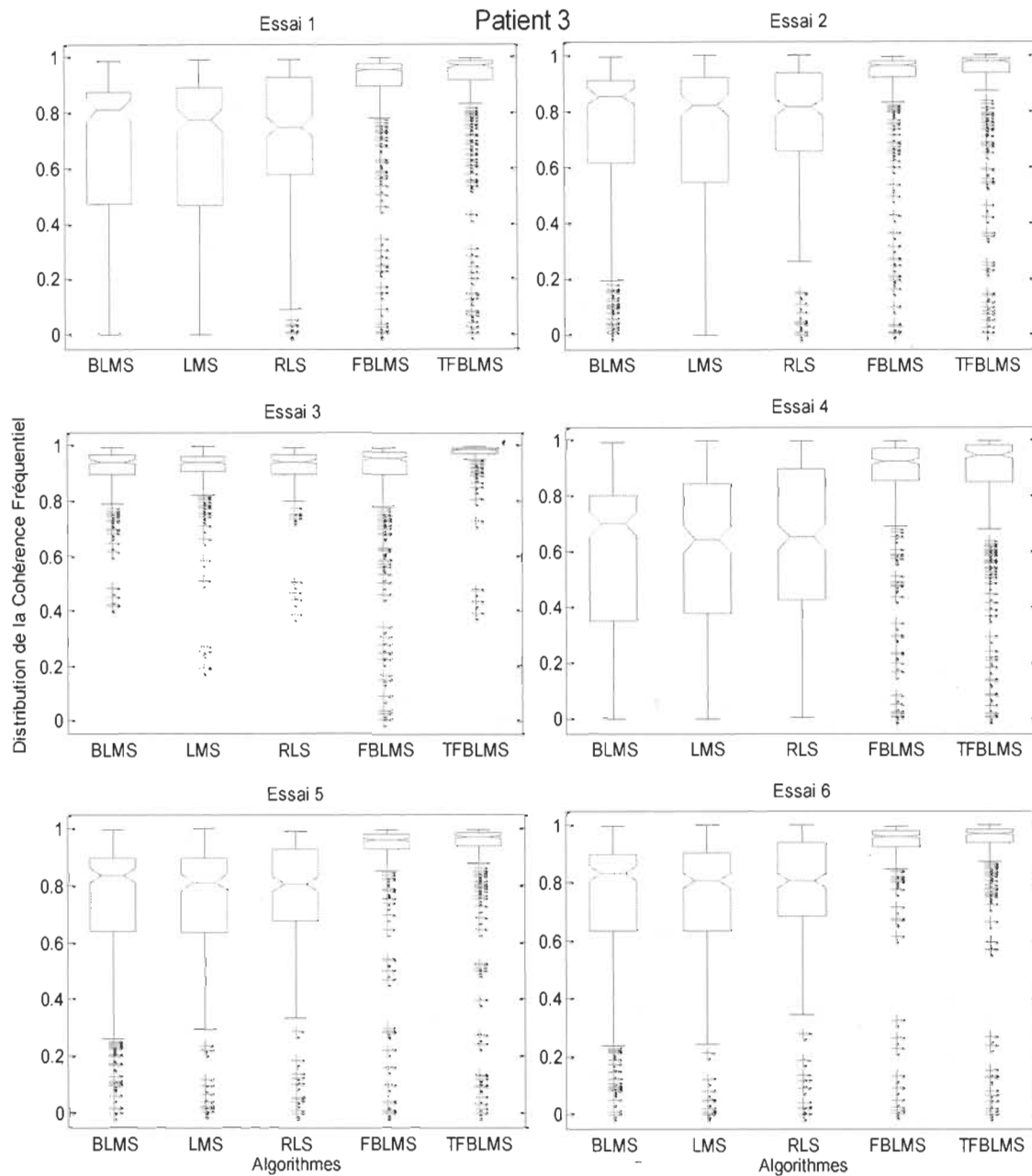


Figure 6.6 Comparaison de performance entre RLS, LMS, BLMS, FBLMS et TFBLMS en terme de distribution des valeurs de cohérence vs fréquences, pour Patient 3 avec 6 essais.

On peut remarquer que les performances du TFBLMS dépendent des performances temporelles du BLMS et les performances fréquentielles du FBLMS, de telle sorte qu'il offre toujours le meilleur compromis au sens de la fonction de cohérence.

Chapitre 7 - Conclusion

7.1 Conclusion

L'objectif de ce travail de recherche consistait d'augmenter les performances du filtrage des signaux sEMG brutes afin d'assurer une meilleure identification des paramètres définissant la nature de la pathologie neuromusculaire.

Plusieurs algorithmes de filtrage adaptatifs ont été proposés afin de réaliser et accomplir les objectifs fixés durant ce projet de recherche, soit pour améliorer la performance du filtrage, ou pour diminuer la complexité de calcul en particulier pour l'électromyographie sans fil. Ces contributions algorithmiques d'intérêt se sont vues appuyées par des articles scientifiques publiés dans des conférences internationales avec comité de lecture IEEE. Il en résulte notamment 4 articles :

- Article 1:** M. F. Djellatou, D. Massicotte and M. Boukadoum, "Wavelet Compression Inspired Implementation for High Performances and Low Complexity ECG Removal in Wireless sEMG Electrodes," in *20th IEEE International Conference on Electronics Circuits and Systems (ICECS)*, Abu Dhabi, UAE, December 8-11 2013.
- Article 2** M. F. Djellatou, D. Massicotte and M. Boukadoum, "Adaptive Block SSA Based ANC Implementation for High Performances ECG Removal from sEMG Signals," in *27th IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering (CCECE)*, Toronto, Canada, May 4-7 2014.
- Article 3** M. F. Djellatou, F. Nougrou and D. Massicotte, "Enhanced FBLMS Algorithm for ECG and Noise Removal From sEMG Signals," in *18th IEEE International Conference on Digital Signal Processing (DSP)*, Santorini, Greece, July 1-3 2013.

Article 4 M. F. Djellatou, D. Massicotte and M. Boukadoum, "Time Frequency Noise Cancellor for an Optimized Separation of The ECG from Low Back sEMG Signals," in *2nd IEEE International Conferences on Biomedical and Health Informatics (BHI)*, Valencia, Spain, June 1-4 2014. (Also accepted in EUSIPCO 2014)

Après une expérience pertinente en Filtrage des signaux sEMG, on peut conclure que les transformées de Fourier ou d'ondelettes jouent un rôle important pour ortho-normaliser les données d'entrée qui permet d'augmenter les performances de l'élimination des interférences électrocardiaque.

Bien que la transformée par ondelette (DWT) est utilisé en tant qu'élévateur de performance du filtre FIR, la réduction de complexité de calcul est aussi un autre atout qui caractérisant cette transformée, principalement dans le cas de filtrage d'un signal partiellement entaché par le bruit au sens spectral.

Les deux transformées ont des caractéristiques différentes, sachant qu'ils ortho-normalisent les données d'entrée à deux domaines différents temporel et fréquentiel. La combinaison de ces caractéristiques permet de créer un nouveau filtre adaptatif visant à purifier les signaux d'entrée dans les deux domaines temporel et fréquentiel, en offrant de meilleures performances allant de 2 % à 5 % de surplus par rapport aux méthodes de références tirée de la littérature.

7.2 Travaux futures

Le réseau de neurones artificiels (en anglais, Artificial Neural Network ou ANN) est un outil important dans le filtrage adaptatif, développé particulièrement pour les systèmes non linéaires.

En se basant sur la proposition qu'un réseau de neurones fréquentiel peut introduire un surplus de performances au processus de filtrage, Le développement de ce dernier peut être un défi à franchir dans les prochains travaux de recherche.

Bibliographie

- [1] N. Vyas, *Biomedical Signal Processing* vol. 1: Pinnacle Technology, 2011.
- [2] J. Cram and J. Steger, "EMG scanning in the diagnosis of chronic pain," *Biofeedback and Self-regulation*, vol. 8, pp. 229-241, 1983/06/01 1983.
- [3] M. F. Truchon, Lise; Truchon, Ginette; Dionne, Clermont; Arsenault, Bertrand; Viau, Claude, "Les déterminants de l'incapacité liés à la lombalgie," IRSST, Montréal, 2007.
- [4] M. Rossignol, "Clinique des Lombalgies Interdisciplinaire en Première Ligne," IRSST, Montréal, 2006.
- [5] AQDC, "Zoom sur la Douleur Chronique," Association Québécoise de la Douleur Chronique, 2010.
- [6] Chiropraticien-Québec. (12 Aou. 2012). *Douleurs-Lombaires*. Available: <http://www.chiropraticienquebec.ca/centre-chiropratique/douleurs-lombaires/>
- [7] F. Nougrou, D. Massicotte, and M. Descarreaux, "Source Separation from Single-Channel Recordings by Combining Empirical-Mode Decomposition and Independent Component Analysis," *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2012, pp. 1-17, 2012/07/19 2012.
- [8] M. Golabbakhsh, M. Masoumzadeh, and M. F. Sabahi, "ECG and power line noise removal from respiratory EMG signal using adaptive filters," presented at the Majlesi Journal of Electrical Engineering, 2011.
- [9] B. Widrow, J. R. Glover, Jr., J. M. McCool, J. Kaunitz, C. S. Williams, R. H. Hearn, *et al.*, "Adaptive noise cancelling: Principles and applications," *Proceedings of the IEEE*, vol. 63, pp. 1692-1716, 1975.
- [10] D. Yuancheng, W. Wolf, R. Schnell, and U. Appel, "New aspects to event-synchronous cancellation of ECG interference: an application of the method in diaphragmatic EMG signals," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 47, pp. 1177-1184, 2000.
- [11] Y. K. Slim, Raoof;, "Noise Removal from Surface Respiratory EMG Signal," *World Academy of Science, Engineering and Technology*, vol. 14, pp. 579 - 587, 2008.
- [12] H. CAO, "Modélisation et évaluation expérimentale de la relation entre le signal EMG de surface et la force musculaire," Doctorat, en Bioingénierie, Biomécanique et Biomatériaux, Université de Technologie de Compiègne, 2010.
- [13] J. C. DOMINIQUE, "Amélioration Du Taux De Greffe De Cellules Myogéniques Pour La Dystrophie Musculaire De Duchenne," Maîtrise, en Biologie moléculaire et cellulaire, Université Laval, 2009.
- [14] R. E. Burke, "Sir Charles Sherrington's The Integrative Action of The Nervous System: a Centenary Appreciation," *Oxford Journals of Neurology*, vol. 130, pp. 887-894, 2007.

- [15] ER. BICKERSTAFF, "The Intramuscular Nerve Endings in Myast Henia Gravis," *Journal of Neurology*, vol. 83, pp. 10-23, 1960.
- [16] H. Turker, *Electrodiagnosis in New Frontiers of Clinical Research* vol. 4: INTECH open science, 2013.
- [17] P. Konrad, "A Practical Introduction to Kinesiological Electromyography," Noraxon U.S.A, 2006.
- [18] Rycajal, "Neurosciences and Comportement : Neurophysiologie," Neuro-One, 2010.
- [19] G. Todd, J. L. Taylor, and S. C. Gandevia, "Measurement of Voluntary Activation of Fresh and Fatigued Human Muscles Using Transcranial Magnetic Stimulation," *The Journal of Physiology*, vol. 551, pp. 661-671, September 1, 2003 2003.
- [20] J. Raimbault and B. Swynghedauw. (23 Nov. 2013). *Muscles*. Available: <http://www.universalis.fr/encyclopedie/muscles/>
- [21] A. S. o. E. Technologists, "Invasive Electrode Techniques Position Statement," ASET, 1997.
- [22] N. A. Turpin, "Etude des Coordinations Musculaires par Extraction des Synergies : Application au Geste d'aviron," Doctorat, Université de Nantes, 2012.
- [23] V. Maheu, "Développement des critères d'apprentissage pour le contrôle d'un bras robot manipulateur à 7 DDL par le traitement des signaux EMG chez les blessés médullaires," Maîtrise, en Technologies de la Santé, ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE, 2011.
- [24] B. Pasquet, "Etude de la spécificité de la commande motrice et de sa régulation pendant différents types de contractions musculaires," Doctorat, Institut des sciences de la motricité, Université Libre De Bruxelles, 2009.
- [25] R. M. Enoka and D. G. Stuart, "Henneman's size principle: current issues," *Trends in Neurosciences*, vol. 7, pp. 226-228, 1984.
- [26] C. L. Vaughan, B. L. Davis, and J. C. O'Connor. (24 Nov. 2013). *BMES 642: EMG Analysis*. Available: http://www.biomed.drexel.edu/labs/biomechanics/emg_analy.htm
- [27] D. Delion. (2004, 02 Nov. 2013). *Processing EMG*
- [28] J. P. Whelan, "Electromyogram Recordings from Freely Moving Animals," *Methods*, vol. 30, pp. 127-141, 2003.
- [29] DSI-corporatior. (28 oct. 2013). *sEMG Mean Integration*. Available: http://www.datasci.com/images/pon-ec-ma/diaphragmatic_emg.jpg?sfvrsn=0
- [30] D. Farina, L. Mesin, S. Martina, and R. Merletti, "A Surface EMG Generation Model with Multilayer Cylindrical Description of the Volume Conductor," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 51, pp. 415-426, 2004.
- [31] C. J. D. Luca, "Surface Electromyography : Detection And Recording," DELSYS Incorporated, 2002.

- [32] Biologycorner. (22 Mar. 2014). *Interpreting ECG*. Available: <http://www.biologycorner.com/anatomy/circulatory/ecg.html>
- [33] G. Giraud, "La contraction Musculaire," Université de montpellier 1, 2013.
- [34] E. d. Bois-Reymond, "Untersuchungen über tierische Elektrizität (Researches on Animal Electricity)," *University of berlin*, 1848.
- [35] M. R. Vaishali, G. Roopashri, D. Maria Priscilla, and A. P. Indira, "Electromyography- A Clinical Perspective," *Indian Journal of Dental Advancements*, vol. 2, pp. 368-370, 2010.
- [36] C. D. Hardyck, "Personality Characteristics and Motor Activity: Some Empirical Evidence," *Journal of Personality and Social Psychology*, vol. 4, pp. 181-188, 1966.
- [37] J. Cram, "The History of Surface Electromyography," *Applied Psychophysiology and Biofeedback*, vol. 28, pp. 81-91, 2003/06/01 2003.
- [38] M. B. Raez, M. S. Hussain, and F. Mohd-Yasin, "Techniques of EMG Signal Analysis: Detection, Processing, Classification and Applications," *Biol Proced Online*, vol. 8, pp. 11-35, 2006.
- [39] G. Lu, J. S. Brittain, P. Holland, J. Yianni, A. L. Green, J. F. Stein, *et al.*, "Removing ECG Noise from Surface EMG Signals Using Adaptive Filtering," *Neurosci Lett*, vol. 462, pp. 14-9, Oct 2 2009.
- [40] C. Marque, C. Bisch, R. Dantas, S. Elayoubi, V. Brosse, and C. Perot, "Adaptive Filtering For ECG Rejection from Surface EMG Recordings," *J Electromyogr Kinesiol*, vol. 15, pp. 310-5, Jun 2005.
- [41] K. RAOOF, P. Y. GUMERY, G. QUEZEL, and P. LEVY, *Filtering of Non-Stationary Electromyographic signals of Respiratory Muscles* vol. 13. Lille, FRANCE: ASTEC/ITBM, 1992.
- [42] R. Chowdhury, M. Reaz, M. Ali, A. Bakar, K. Chellappan, and T. Chang, "Surface Electromyography Signal Processing and Classification Techniques," *Sensors*, vol. 13, pp. 12431-12466, 2013.
- [43] P. Akkiraju and D. C. Reddy, "Adaptive Cancellation Technique in Processing Myoelectric Activity of Respiratory Muscles," *IEEE Trans Biomed Eng*, vol. 39, pp. 652-655, June 1992.
- [44] C. Kezi Selva Vijila and C. Kumar, "Cancellation of ECG in Electromyogram Using Back Propagation Network," in *International Conference on Advances in Recent Technologies in Communication and Computing*, 2009, pp. 630-634.
- [45] S. Abbaspour, A. Fallah, and A. Maleki, "A Comparison of Adaptive Filter and Artificial Neural Network Results in Removing Electrocardiogram Contamination from Surface EMGs," in *20th Iranian Conference on Electrical Engineering (ICEE)*, 2012, pp. 1554-1557.
- [46] K. S. Promila, Jit Singh, "ECG and PLI Artifacts Cancellation from Electromyogram," *Journal of Electronics and Communication Engineering*, vol. 3, pp. 22-27, 2012.

- [47] S. C. Ragupathy, D. K. Kumar, B. Polus, and K. Kamei, "Electrocardiogram Removal from Electromyogram of The Muscles," in *IEEE 26th Annual International Conference on Engineering in Medicine and Biology Society*, 2004, pp. 243-246.
- [48] W. Yunfeng, R. M. Rangayyan, and N. Sin-Chun, "Cancellation of Artifacts in ECG Signals Using a Normalized Adaptive Neural Filter," in *29th Annual International Conference on Engineering in Medicine and Biology Society*, 2007, pp. 2552-2555.
- [49] S. Usui and I. Amidror, "Digital Low-Pass Differentiation for Biological Signal Processing," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. BME-29, pp. 686-693, 1982.
- [50] M. S. Redfern, R. E. Hughes, and D. B. Chaffin, "High-Pass Filtering to Remove Electrocardiographic Interference from Torso EMG Recordings," *Clinical Biomechanics*, vol. 8, pp. 44-48, 1993.
- [51] A. Bartolo, C. Roberts, R. R. Dzwonczyk, and E. Goldman, "Analysis of Diaphragm EMG Signals: Comparison of Gating Vs. Subtraction for Removal of ECG Contamination," *J Appl Physiol* (1985), vol. 80, pp. 1898-902, Jun 1996.
- [52] H. G. Goovaerts, H. H. Ros, T. J. Van Den Akker, and H. Schneider, "A Digital QRS Detector Based on the Principle of Contour Limiting," *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. BME-23, pp. 154-160, 1976.
- [53] M. Neelakantan and P. Janardhanan, "Novel Method for Real-Time Detection of QRS Complex in the Presence of Strong Noise," in *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, ICASSP '86*, 1986, pp. 1797-1800.
- [54] S.-K. Zhou, J.-T. Wang, and J.-R. Xu, "The Real-Time Detection of QRS-Complex using The Envelope of ECG," in *IEEE Annual International Conference on Engineering in Medicine and Biology Society*, 1988, p. 38 vol.1.
- [55] S. Kadambe, R. Murray, and G. F. Boudreaux-Bartels, "The Dyadic Wavelet Transform Based QRS Detector [ECG Analysis]," in *Twenty-Sixth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers*, 1992, pp. 130-134 vol.1.
- [56] L. Cuiwei and Z. Chongxun, "QRS detection by wavelet transform," in *IEEE 15th Annual International Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society*, 1993, pp. 330-331.
- [57] K. P. Cohen, W. J. Tompkins, A. Djohan, J. G. Webster, and Y. H. Hu, "QRS Detection Using a Fuzzy Neural Network," in *IEEE 17th Annual Conference on Engineering in Medicine and Biology Society*, 1995, pp. 189-190 vol.1.
- [58] R. Poli, S. Cagnoni, and G. Valli, "Genetic Design of Optimum Linear and Nonlinear QRS Detectors," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 42, pp. 1137-1141, 1995.
- [59] B. Narsimha, E. Suresh, K. Punnamchandar, and M. S. Reddy, "Denoising and QRS Detection of ECG Signals Using Empirical Mode Decomposition," in *International*

- Conference on Communications and Signal Processing (ICCSP)*, 2011, pp. 439-442.
- [60] R. Bloch, "Subtraction of Electrocardiographic signal from Respiratory Electromyogram," *J Appl Physiol Respir Environ Exerc Physiol*, vol. 55, pp. 619-23, Aug 1983.
 - [61] M. Golabbakhsh, M. Masoumzadeh, and M. F. Sabahi, *ECG and power line noise removal from respiratory EMG signal using adaptive filters* vol. 5, 2011.
 - [62] N. Bershad and O. Macchi, "Comparison of RLS and LMS algorithms for tracking a chirped signal," in *Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1989. ICASSP-89., 1989 International Conference on*, 1989, pp. 896-899 vol.2.
 - [63] V. R. Mankar and A. A. Ghatol, "Use of RBF Neural Network in EMG Signal Noise Removal," *WSEAS Trans. Cir. and Sys.*, vol. 7, pp. 259-265, 2008.
 - [64] H. Yong, X. H. Li, X. B. Xie, L. Y. Pang, C. Yuzhen, and K. D. K. Luk, "Applying Independent Component Analysis on ECG Cancellation Technique for the Surface Recording of Trunk Electromyography," in *27th Annual International Conference on Engineering in Medicine and Biology Society*, 2005, pp. 3647-3649.
 - [65] J. D. Costa Junior, D. D. Ferreira, J. Nadal, and A. M. F. L. M. De Sa, "Reducing electrocardiographic artifacts from electromyogram signals with independent component analysis," in *IEEE Annual International Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, 2010, pp. 4598-4601.
 - [66] Mijovic, x, B., M. De Vos, Gligorijevic, x, *et al.*, "Source Separation from Single-Channel Recordings by Combining Empirical-Mode Decomposition and Independent Component Analysis," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 57, pp. 2188-2196, 2010.
 - [67] G. D. Fraser, A. D. C. Chan, J. R. Green, and D. MacIsaac, "Removal of Electrocardiogram Artifacts in Surface Electromyography Using a Moving Average Method," in *IEEE International Symposium on Medical Measurements and Applications Proceedings (MeMeA)*, 2012, pp. 1-4.
 - [68] J. Taelman, S. Van Huffel, and A. Spaepen, "Wavelet-Independent Component Analysis to Remove Electrocardiography Contamination in Surface Electromyography," presented at the IEEE Eng Med Biol Soc, 2007.
 - [69] J. Taelman, B. Mijovic, S. Van Huffel, S. Devuyst, and T. Dutoit, "ECG Aartifact Removal From SurfaceE EMG Ssignals By Combining Empirical Mode Decomposition And Independent Component Analysis," *Jphysiol*, 2011.
 - [70] B. Azzerboni, M. Carpentieri, F. La Foresta, and F. C. Morabito, "Neural-ICA and Wavelet Transform for Artifacts Removal in Surface EMG," in *IEEE International Joint Conference on Neural Networks*, 2004, pp. 3223-3228.
 - [71] S. Sanei, T. K. M. Lee, and V. Abolghasemi, "A New Adaptive Line Enhancer Based on Singular Spectrum Analysis," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 59, pp. 428-434, 2012.

- [72] M. Zivanovic and M. Gonzalez-Izal, "Nonstationary Harmonic Modeling for ECG Removal in Surface EMG Signals," *Biomedical Engineering, IEEE Transactions on*, vol. 59, pp. 1633-1640, 2012.
- [73] M. Malboubi, F. Razzazi, and S. M. Aliyari, "Elimination of Power Line Noise from EMG Signals Using an Efficient Adaptive Laguerre Filter," in *International Conference on Signals and Electronic Systems (ICSES)*, 2010, pp. 49-52.
- [74] P. Akbary and H. Rabbani, "Removing Power Line Interference and ECG signal from EMG signal using Matching Pursuit," in *IEEE 10th International Conference on Signal Processing (ICSP)*, 2010, pp. 1741-1717.
- [75] S. Yacoub and K. Raoof, "Power Line Interference Rejection from Surface Electromyography Signal Using an Adaptive Algorithm," *Alliance for Engineering in Biology an Medicine*, vol. 29, pp. 231-238, 2008.
- [76] Y. Deng, W. Wolf, R. Schnell, and U. Appel, "New Aspects to Event-Synchronous Cancellation of ECG Interference: An Application of the Method in Diaphragmatic EMG Signals," *IEEE Trans Biomed Eng*, vol. 47, pp. 1177-84, Sep 2000.
- [77] M. Descarreaux, F. Nougrou, and C. Dugas, "Standardization of Spinal Manipulation Therapy in Humans: Development of a Novel Device Designed To Measure Dose-Response," *J Manipulative Physiol Ther*, vol. 36, pp. 78-83, Feb 2013.
- [78] X. Ren, Z. Yan, Z. Wang, and X. Hu, "Noise Reduction Based On ICA Decomposition and Wavelet Transform For the Extraction of Motor Unit Action Potentials," *J Neurosci Methods*, vol. 158, pp. 313-22, Dec 15 2006.
- [79] M. El Fares Djellatou, F. Nougrou, and D. Massicotte, "Enhanced FBLMS Algorithm for ECG and Noise Removal from sEMG Signals," in *IEEE 18th International Conference on Digital Signal Processing (DSP)*, 2013, pp. 1-6.
- [80] F. Cunqian, T. Ningning, and Y. Youchun, "A New Variable Step-Size BLMS Algorithm Based on Discrete Wavelet Transforms," in *Second WRI Global Congress on Intelligent Systems (GCIS)*, 2010, pp. 285-287.
- [81] B. Bioengineering. (01 oct. 2013). *The Worldwide Smallest Surface EMG System*. Available: www.btsbioengineering.com
- [82] J. D. Villasenor, B. Belzer, and J. Liao, "Wavelet filter evaluation for image compression," *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 4, pp. 1053-1060, 1995.
- [83] S. Mallat, *A Wavelet Tour of Signal Processing : The Sparse Way* 3rd ed. vol. 1: Academic Press, 2008.
- [84] C. J. De Luca, "The Use of Surface Electromyography in Biomechanics," *J. Appl. Biomech.*, vol. 13, pp. 136-163, 1997.
- [85] J. D. Costa, J. M. Seixas, and A. de Sa, "Independent Component Analysis to Remove ECG Interference from Single Channel Electromyographic Signal," in *Biosignals and Biorobotics Conference (BRC)*, 2013, pp. 1-5.

- [86] F. Nougrou, D. Massicotte, and M. Descarreaux, "Efficient Combination of DWT and ICA to Localize and Remove ECG from Surface Electromyography Measurement," in *18th International Conference on Digital Signal Processing (DSP)*, 2013, pp. 1-6.
- [87] D. S. Broomhead; and G. P. King;, "Extracting qualitative dynamics from experimental data," *Physica D*. 20, pp. 217-236, 1986a.
- [88] D. S. Broomhead; and G. P. King;, "On the qualitative analysis of experimental dynamical systems. In: Nonlinear Phenomena and Chaos," *Adam Hilger, Bristol*, pp. 113-144, 1986b.
- [89] N. Golyandina, N. V., and Z. A., *Analysis of Time Series Structure : SSA and related techniques* vol. 1: BocaRaton London New York Washington, 2001.
- [90] M. M. Marzieh Golabbakhsh, Mohammad Farzan Sabahi, "ECG and power line noise removal from respiratory EMG signal using adaptive filters," *Majlesi Journal of Electrical Engineering*, vol. 05, 2011.
- [91] A. F. Mannion and P. Dolan, "Electromyographic Median Frequency Changes during Isometric Contraction of the Back Extensors to Fatigue," *Spine (Phila Pa 1976)*, vol. 19, pp. 1223-9, Jun 1 1994.
- [92] M. Cifrek, V. Medved, S. Tonkovic, and S. Ostojic, "Surface EMG based muscle fatigue evaluation in biomechanics," *Clin Biomech (Bristol, Avon)*, vol. 24, pp. 327-400, May 2009.
- [93] A. Heydari, A. V. Nargol, A. P. Jones, A. R. Humphrey, and C. G. Greenough, "EMG Analysis of Lumbar Paraspinal Muscles as a Predictor of the Risk of Low-Back Pain," *Eur Spine J*, vol. 19, pp. 1145-52, Jul 2010.
- [94] K. T. Sweeney, D. Kearney, T. E. Ward, S. Coyle, and D. Diamond, "Employing Ensemble Empirical Mode Decomposition for Artifact Removal: Extracting Accurate Respiration Rates from ECG Data During Ambulatory Activity," in *IEEE 35th Annual International Conference on Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC)*, 2013, pp. 977-980.
- [95] Y. Qun, X. Lin, Z. Xuewen, and W. JinLin, "Adaptive Step-size and Block-size FBLMS Algorithm," in *International Conference on Computer Engineering and Technology*, 2009, pp. 8-12.
- [96] J. Pan and W. J. Tompkins, "A Real-Time QRS Detection Algorithm," *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. BME-32, pp. 230-236, 1985.
- [97] M. J. Thamer and A. M. Haider, "Performance Improvements of Adaptive Noise Canceller Using New Adjusted Step Size LMS Algorithm," presented at the 3rd IEEE International Conference on Signal Processing Systems (ICSPS 2011), Yantai, China, 2011.
- [98] N. Nikolaev, Z. Nikolov, A. Gotchev, and K. Egiazarian, "Wavelet Domain Wiener Filtering for ECG Denoising using Improved Signal Estimate," in *IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 2000, pp. 3578-3581 vol.6.

- [99] G. A. Clark, S. K. Mitra, and S. Parker, "Block implementation of adaptive digital filters," *Acoustics, Speech and Signal Processing, IEEE Transactions on*, vol. 29, pp. 744-752, 1981.
- [100] J. C. Lee, C. K. Un, and D. H. Cho, "A frequency-weighted block LMS algorithm and its application to speech processing," *Proceedings of the IEEE*, vol. 73, pp. 1137-1138, 1985.